

POBREZA *y* DESIGUALDAD EN AMÉRICA LATINA

CONCEPTOS, HERRAMIENTAS Y APLICACIONES

LEONARDO GASPARINI

MARTÍN CICOWIEZ

WALTER SOSA ESCUDERO

TEMAS[®]

CEDLAS

Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales

Facultad de Ciencias Económicas
Universidad Nacional de La Plata

**POBREZA Y DESIGUALDAD
EN AMÉRICA LATINA**

**POBREZA Y DESIGUALDAD
EN AMÉRICA LATINA**
CONCEPTOS, HERRAMIENTAS Y APLICACIONES

Leonardo Gasparini ¹

Martín Cicowiez ²

Walter Sosa Escudero ³



Universidad Nacional de La Plata

¹ CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.

² CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.

³ Universidad de San Andrés, CEDLAS-UNLP y CONICET.

⁴ CEDLAS es el Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de La Plata (Argentina). Página web: cedlas.econo.unlp.edu.ar

A mis padres, a Mariana, a Santiago y María, en una
distribución igualitaria.

Leonardo

A María Laura y Eugenio

Martín

A Alejandro, Mercedes y mis padres.

Walter

Gasparini, Leonardo

Pobreza y desigualdad en América Latina / Leonardo Gasparini ; Martín Cicowiez ; Walter Sosa Escudero. - 1a ed. - Buenos Aires : Temas Grupo Editorial, 2012.
836 p. ; 23x17 cm.

ISBN 978-987-1826-45-2

1. Pobreza. 2. Desigualdad. I. Cicowiez, Martín II. Sosa Escudero, Walter
CDD 362.5

Fecha de catalogación: 15/11/2012

© Temas Grupo Editorial SRL, 2013
Cerrito 136 Piso 3° A, Buenos Aires, Argentina

www.editorialtemas.com

1° edición, febrero de 2013

Comité TEMAS Grupo Editorial
Dirección : Jorge Scarfi
Coordinación general: Julieta Codugnello
Producción: Inés Shute Dinamarca

www.depeco.econo.unlp.edu.ar/cedlas/libro-gcse-1

Queda hecho el depósito que previene la ley 11.723

Esta edición se terminó de imprimir en el mes de febrero de 2013 en Bibliografika de Voros S.A. Bucarelli 1160 Buenos Aires.

Queda prohibida la reproducción total o parcial de los contenidos de este libro en cualquier forma y medio sin previo permiso por escrito de los autores y/o titulares de Copyright

Índice

PREFACIO XIII	
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. SOBRE EL LIBRO	3
1.2. LA RELEVANCIA DE LOS PROBLEMAS DISTRIBUTIVOS	5
1.3. AMÉRICA LATINA	6
1.4. PÚBLICO Y CONOCIMIENTOS PREVIOS	10
1.5. EL ENFOQUE	11
1.6. ESTRUCTURA	13
1.7. EN LA PRÁCTICA: TRABAJANDO CON LOS DATOS Y LA WEB	14
1.8. LA BASE DE DATOS	15
2. HERRAMIENTAS PARA EL ANÁLISIS DISTRIBUTIVO	17
2.1. INTRODUCCIÓN	19
2.2. MEDIDAS RESUMEN	21
2.3. GRÁFICOS	29
2.4. FUNCIONES CONTINUAS	50
2.5. EL ENFOQUE INFERENCIAL	56
2.6. SIGNIFICATIVIDAD ESTADÍSTICA	60
2.7. FORMAS FUNCIONALES	65
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	71
3. VARIABLES Y FUENTES DE INFORMACIÓN	85
3.1. INTRODUCCIÓN	87
3.2. VARIABLES DE INTERÉS	88
3.3. PERSONAS Y HOGARES	104
3.4. EDAD Y COMPARACIONES INTERTEMPORALES	117
3.5. PERSONAS, FACTORES Y GRUPOS	122
3.6. FUENTES DE INFORMACIÓN	126
3.7. INGRESO Y CONSUMO EN LAS ENCUESTAS	143
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	151

4. POBREZA MONETARIA	163
4.1. INTRODUCCIÓN	165
4.2. IDENTIFICACIÓN	167
4.3. LAS LÍNEAS DE POBREZA EN LA PRÁCTICA	173
4.4. POBREZA RELATIVA, POTENCIAL Y DE ACTIVOS	189
4.5. AGREGACIÓN	195
4.6. ROBUSTEZ Y SIGNIFICATIVIDAD	208
4.7. DESCOMPOSICIONES	218
4.8. PROBLEMAS DE MEDICIÓN	220
4.9. POBREZA MONETARIA EN AMÉRICA LATINA	234
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	249
5. POBREZA: EXTENSIONES	257
5.1. INTRODUCCIÓN	259
5.2. POBREZA MULTIDIMENSIONAL	260
5.3. POBREZA SUBJETIVA	291
5.4. LA DINÁMICA DE LA POBREZA	298
5.5. PERFILES DE POBREZA	309
5.6. POBREZA Y GEOGRAFIA	321
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	333
6. DESIGUALDAD MONETARIA	343
6.1. INTRODUCCIÓN	345
6.2. EQUIDAD DISTRIBUTIVA Y DESIGUALDAD	346
6.3. EFICIENCIA Y EQUIDAD	357
6.4. MEDICIÓN DE LA DESIGUALDAD	366
6.5. ROBUSTEZ Y SIGNIFICATIVIDAD	395
6.6. DESCOMPOSICIONES	402
6.7. ALGUNOS ASPECTOS PRÁCTICOS	408
6.8. DESIGUALDAD MONETARIA EN AMÉRICA LATINA	417
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	437
7. DESIGUALDAD: EXTENSIONES	443
7.1. INTRODUCCIÓN	445
7.2. DESIGUALDAD NO MONETARIA	446
7.3. DESIGUALDAD MULTIDIMENSIONAL	476

7.4. DESIGUALDAD ENTRE GRUPOS	483
7.5. POLARIZACIÓN, SEGREGACIÓN Y CLASES	494
7.6. DESIGUALDAD DE OPORTUNIDADES	509
7.7. MOVILIDAD	516
7.8. BIENESTAR AGREGADO	529
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	541
8. POBREZA, DESIGUALDAD Y CRECIMIENTO	551
8.1. INTRODUCCIÓN	553
8.2. DESCOMPOSICIONES DE POBREZA	554
8.3. CURVAS DE ISOPOBREZA	567
8.4. POBREZA Y CRECIMIENTO	572
8.5. CRECIMIENTO PRO-POBRE	587
8.6. DESIGUALDAD Y CRECIMIENTO	591
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	595
9. INCIDENCIA DISTRIBUTIVA DE LAS POLÍTICAS PÚBLICAS	607
9.1. INTRODUCCIÓN	609
9.2. INCIDENCIA DE PROGRAMAS PÚBLICOS	610
9.3. INCIDENCIA: EXTENSIONES	625
9.4. INCIDENCIA TRIBUTARIA	642
9.5. CAMBIO EN PRECIOS	651
9.6. FOCALIZACIÓN Y PROGRESIVIDAD	659
9.7. IMPACTO REDISTRIBUTIVO	677
APÉNDICE: EN LA PRÁCTICA	685
APÉNDICE I: UN BREVE CURSO DE STATA	695
APÉNDICE II: LAS ENCUESTAS DE HOGARES DE AMÉRICA LATINA	713
APÉNDICE III: PROBLEMAS DE MEDICIÓN	729
APÉNDICE IV: MÉTODOS ECONÓMICOS PARA EL ANÁLISIS DISTRIBUTIVO	757
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	775

PREFACIO

Escribir este prefacio ha resultado casi más difícil que el resto del libro. Luego de trabajar tres años en dar forma y revisar numerosas veces el texto, son pocas las energías que quedan para intentar un prólogo que suavice la entrada al cuerpo central del libro, y grande la tentación de invitar al lector a que inicie la lectura sin más preámbulo. Por otra parte, los objetivos, razones, metodología y estructura del libro son discutidos con detalle en el capítulo 1, que sirve de introducción.

Usamos entonces este espacio para contar brevemente la historia del libro y agradecer a quienes contribuyeron directa o indirectamente a su elaboración. La idea de escribir un libro de texto sobre pobreza y desigualdad en América Latina surgió a mediados de los 2000 como una natural derivación de los cursos que enseñábamos (y aún enseñamos) sobre Distribución (Leonardo y Martín) y Econometría (Walter) en las maestrías en Economía de la Universidad Nacional de La Plata (UNLP) y de la Universidad de San Andrés (UdeSA), en Argentina. La concreción del libro se benefició de la creación y consolidación del Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS) de la UNLP, como un centro de investigaciones especializado en pobreza y desigualdad en América Latina. Este libro se nutre de las estadísticas distributivas generadas en el CEDLAS y de muchos trabajos de investigación realizados en ese centro, y se benefició de múltiples interacciones con sus investigadores y asistentes.

La tarea concreta de escribir el libro recién empezó en 2009, impulsada por una beca *Guggenheim* que obtuvo Leonardo Gasparini, lo que permitió destinar tiempo al proyecto y así ponerlo en movimiento. A una primera redacción, durante 2009, le siguieron rondas de revisiones y extensiones en los dos años siguientes. El libro ha mejorado, pero nunca hasta dejarnos satisfechos. Nos gustaría persuadir al lector de que considere lo que lee como una versión preliminar de una nueva y mejor edición que llegará algún día.

Este libro discute extensamente la construcción e interpretación de evidencia empírica sobre pobreza y desigualdad en América Latina. Se trata, entonces, de una obra que contribuye al “diagnóstico” sobre la situación social de la región, pero que no profundiza en las causas de esa situación. Esa carencia no responde a falta de interés de los autores, sino a una natural cuestión de orden: primero hay que conceptualizar, definir, medir y caracterizar rigurosamente un fenómeno para luego entenderlo con más profundidad. De hecho, el proyecto inicial del libro incluía al menos medio volumen dedicado al estudio de determinantes y políticas redistributivas, pero desistimos de incluir estos temas cuando el manuscrito ya superaba las 500 páginas y aún faltaba mucho material para terminar de cubrir los tópicos básicos. Cuando recuperemos fuerzas seguramente intentaremos completar el análisis escribiendo el volumen faltante.¹

¹ El lector interesado puede consultar nuestros trabajos sobre determinantes distributivos y políticas públicas en <cedlas.econo.unlp.edu.ar>.

Como mencionamos, el libro hace un uso intensivo de datos y resultados generados en el CEDLAS. En particular, hay muchas referencias a nuestros propios trabajos, lo cual no hace justicia a la rica literatura sobre temas distributivos en América Latina que se ha nutrido de aportes de numerosos investigadores y centros de estudios. La razón de este evidente desbalance no proviene de una evaluación de los méritos de nuestras contribuciones, sino de una razón más trivial: conocemos mejor nuestros estudios y sabemos exactamente cómo fueron construidos, por lo que nos resulta naturalmente más sencillo replicarlos, actualizarlos y contarlos en el libro. Por otra parte, al mostrar resultados provenientes de una misma base de datos, se garantiza un mínimo de consistencia, que es más difícil de alcanzar al reproducir resultados de fuentes diversas.

Un último punto antes de los agradecimientos. Si bien este libro es el producto de un trabajo en equipo, la división de tareas entre los tres autores corresponde a sus principales áreas de especialización. Leonardo Gasparini coordinó el proyecto y contribuyó con el armado de la estructura general, las discusiones conceptuales, los desarrollos analíticos y la presentación de evidencia empírica; Martín Cicowiez es el principal responsable de los apéndices y las secciones sobre descomposiciones y modelos de equilibrio general, mientras que Walter Sosa Escudero contribuyó en las discusiones econométricas y algunas conceptuales (movilidad y pobreza subjetiva).

Momento de los agradecimientos. Varios alumnos, asistentes e investigadores del CEDLAS leyeron el manuscrito y aportaron comentarios que enriquecieron el libro y redujeron el número de errores. Queremos agradecer especialmente a Adriana Conconi y Carolina García Domench, quienes además de aportar sugerencias actuaron de eficaces editoras del libro, y a Leopoldo Tornarolli quien con su amplio conocimiento de las encuestas de hogares de la región nos ayudó a elegir y construir evidencia empírica. La lista de quienes contribuyeron desde el CEDLAS con valiosos comentarios y sugerencias es larga. Con el temor de olvidar a algunos mencionamos a Pablo Glüzmann, Ana Pacheco, Javier Alejo, Mariana Viollaz, Marcelo Bérigolo, Fedora Carbajal, Laura Carella, Andrés Ham, Diego Battistón, Santiago Garganta, Emmanuel Vazquez, Monserrat Serio, Maribel Jiménez, David Jaume, Noelia Garbero, María Florencia Pinto, Darío Tortarolo, Malena Arcidiácono, Santiago Garriga, Gabriel Facchini, Nicolás Badaracco, Julián Amendolaggine, Rocío Carbajal, Juan Ignacio Zoloa, Romina Safoján y Carolina López. El agradecimiento debe extenderse a antiguos asistentes del CEDLAS que colaboraron activamente en construir mucha de la evidencia empírica que mostramos en el libro. Nombramos en representación de todos ellos a Matías Busso, Francisco Haimovich, Sergio Olivieri, Hernán Winkler, Raúl Sánchez, Nicolás Epele, Georgina Pizzolitto, María Victoria Fazio, Ezequiel Molina, Federico Gutiérrez, Julieta Trías y Evelyn Vezza. La mención a todas las personas de este párrafo trasciende la gratitud

académica y se extiende para reconocer su aporte para que el CEDLAS haya sido y continúe siendo un ámbito de convivencia diario disfrutable que excede largamente lo profesional. El trabajo también se benefició de sugerencias de alumnos de la Universidad de San Andrés. Muchos fueron los que aportaron comentarios durante clases y seminarios. Mencionamos, en representación de todos, a Gerónimo Ríos, Lucas Figal y Elmer Guerrero.

Varios colegas del CEDLAS y del Departamento de Economía de la UNLP contribuyeron con el libro, ya sea directamente a través de comentarios o indirectamente a través de discusiones y sugerencias. Agradecemos a Alberto Porto, María Laura Alzúa, Mariana Marchionni, Facundo Crosta, Ricardo Bebezug y Guillermo Cruces. Ricardo y Guillermo merecen un reconocimiento especial por sus consejos, estímulo y soporte.

Buena parte de la evidencia del libro proviene de la Base de Datos Socioeconómicos para América Latina y el Caribe (SEDLAC), un proyecto conjunto del CEDLAS y el Banco Mundial. Agradecemos a quienes desde esa institución apoyaron el surgimiento y consolidación del proyecto: Francisco Ferreira, Jaime Saavedra, Omar Arias, Marcelo Giugale, João Pedro Azevedo, Carolina Díaz Bonilla y Louise Cord. Nora Lustig, de la Universidad de Tulane, también contribuyó significativamente al fortalecimiento de la base SEDLAC.

Varias instituciones colaboraron con el financiamiento de este proyecto. Agradecemos el apoyo de la Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad Nacional de La Plata, la Universidad de San Andrés, la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (proyectos PICT) y el Programa de Incentivos a Docentes-Investigadores de la UNLP. Leonardo Gasparini agradece a la John Simon Guggenheim Memorial Foundation por el otorgamiento de una *fellowship* asociada a la realización del libro, y el apoyo brindado por Angus Deaton, François Bourguignon y Alberto Porto en la postulación. La confianza de Jorge Scarfi y la Editorial Temas fue esencial para la concreción final del proyecto.

El agradecimiento final es a nuestras familias, por su apoyo, comprensión y paciencia.

Leonardo Gasparini

La Plata, 26 de septiembre de 2011

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

Índice del capítulo 1

- 1.1. Sobre el libro
- 1.2 La relevancia de los problemas distributivos
- 1.3. América Latina
- 1.4 Público y conocimientos previos
- 1.5. El enfoque
- 1.6. Estructura
- 1.7 En la práctica: trabajando con los datos y la web
- 1.8. Las bases de datos

1.1. Sobre el libro

Pobreza y desigualdad son dos términos que aparecen sistemáticamente en las discusiones sobre la realidad social y económica de América Latina. Hay buenas razones para ello. Por un lado, tanto la pobreza como la desigualdad son consideradas “males”, problemas sociales que es necesario combatir. La pobreza y la desigualdad figuran entre las principales preocupaciones de la opinión pública y, por lo menos en el discurso, también de los gobiernos. Existe un amplio consenso en que el desempeño de una economía debe ser evaluado no solo en función de los típicos indicadores económicos — crecimiento del producto, reducción de la inflación y el desempleo —, sino también, y especialmente, en términos de sus logros en reducción de la pobreza y de las disparidades socioeconómicas injustas.

Por otra parte, no extraña lo extendido de las discusiones sobre pobreza y desigualdad en América Latina, ya que esta es una región en la que los logros distributivos no han sido particularmente destacables. Por el contrario, son muchos quienes afirman que América Latina es la región más desigual del mundo y que los avances en la reducción de la pobreza han sido relativamente modestos. La evidencia empírica disponible sugiere que los países latinoamericanos han sido, al menos desde los tiempos de la Colonia, muy desiguales. Hoy en día, solo las naciones africanas al sur del Sahara y algunas del Sudeste asiático tienen niveles de desigualdad de ingreso comparables a los valores de los países latinoamericanos. La pobreza no es tan grave como en otras regiones en desarrollo, pero es ciertamente preocupante: se estima que en 2010 alrededor del 15% de los latinoamericanos vivía en hogares con ingresos menores a 2.5 dólares por día por persona (a paridad de poder adquisitivo), un valor que apenas alcanza para cubrir las necesidades más básicas. Las carencias se manifiestan en múltiples dimensiones, no solo en la monetaria: el 22% de los niños nicaragüenses de menores ingresos no asiste a la escuela; el 57% de los jóvenes hondureños de 13 a 17 años de bajos recursos está en similar situación; en Bolivia, el 46% de los hogares de menores ingresos no tiene electricidad en su vivienda; en Perú, el 63% no tiene acceso a una fuente de agua potable en su vivienda; y en México, el 71% no tiene acceso a un sistema de saneamiento.¹ Las privaciones se repiten en el mercado laboral: en todos los países de la región las personas pobres típicamente acceden a trabajos precarios, inestables, de bajos salarios y sin beneficios sociales, o directamente están desempleadas.

Ante este escenario es difícil controlar la ansiedad por avanzar rápidamente en comprender las razones profundas de la pobreza y la desigualdad en la región e identificar un conjunto de acciones tendientes a superarlas. Este libro propone un avance más gradual, con el convencimiento de que una comprensión más profunda de los conceptos, el dominio de

¹ Estos valores corresponden al 20% más pobre de la población para el año 2008 (SEDLAC, 2011).

un conjunto amplio de herramientas analíticas y el conocimiento de la evidencia empírica disponible son pasos ineludibles para participar seriamente en el debate.

El propósito de este volumen no es defender una explicación particular sobre las causas de la pobreza y la desigualdad en América Latina, ni proponer un programa de políticas específicas para aliviar estos problemas sociales, sino poner al alcance del lector un conjunto de instrumentos que lo motiven hacia la investigación empírica, y que le permitan producir resultados de la manera más rigurosa posible, para así contribuir a los objetivos últimos de explicar y cambiar la realidad social de la región.

Este es un libro sobre pobreza y desigualdad aplicado a América Latina. Las discusiones conceptuales y analíticas son ilustradas con ejemplos concretos contruidos con datos de los países de la región. El propósito es ayudar al lector interesado en América Latina a que recorra el (a menudo arduo) camino entre los datos en bruto y el reporte de resultados rigurosos que puedan contribuir al debate. Una acusación, a veces fundada, es que los latinoamericanos nos inclinamos más por el discurso grandilocuente que por el análisis riguroso puntual, en particular en temas sociales. Este libro pretende hacer una contribución en esta segunda dirección.

Aunque en gran parte formativo, el libro realiza también un aporte informativo. El lector encontrará a lo largo de las siguientes páginas abundante información acerca de los niveles, patrones y tendencias de la pobreza, la desigualdad y otras variables distributivas en los países de América Latina. Pero, como la información queda rápidamente desactualizada y las dificultades de medición implican reajustes frecuentes a las estadísticas existentes, el libro es acompañado por un sitio web, donde la información de la versión impresa se actualiza periódicamente.

Existe una vasta literatura internacional sobre concepto y medición de variables distributivas. Atkinson (1975), Atkinson y Bourguignon (2000), Cowell (2011), Deaton (1997) y Lambert (2001) son ejemplos destacados de libros en este campo. Por otro lado, existen numerosas contribuciones empíricas que aportan estadísticas e identifican factores determinantes de la pobreza y la desigualdad en América Latina. El propósito de este libro es combinar estas dos literaturas y hacerlas accesibles a estudiantes de Economía y otras ciencias sociales, y a investigadores, profesionales y técnicos interesados en la problemática distributiva latinoamericana.

La pobreza y la desigualdad son las dos dimensiones distributivas más estudiadas y debatidas. El libro sigue esa tradición y les otorga, desde el mismo título, un lugar central. Sin embargo, el análisis distributivo va más allá de estos dos conceptos. En particular, el libro trata con cierta extensión otros temas vinculados a la problemática distributiva como los de polarización, movilidad, vulnerabilidad, segregación y bienestar agregado.

1.2. La relevancia de los problemas distributivos

Existen al menos tres razones que justifican el análisis de la problemática distributiva. La primera proviene de la mera curiosidad científica: la pobreza y la desigualdad son fenómenos socioeconómicos que resulta interesante medir y explicar. ¿Por qué en Uruguay la pobreza y la desigualdad son menores que en Bolivia? ¿Por qué la desigualdad de ingresos aumentó en Argentina desde mediados de los 1970 hasta principios de los 2000? Aun tomando las variables distributivas de manera aséptica, es intrigante desde un punto de vista científico conocer las respuestas a tales preguntas.

El segundo motivo por el cual estudiar pobreza y desigualdad radica en las potenciales consecuencias de estos fenómenos sobre otras variables sociales y económicas. Por ejemplo, se argumenta que la distribución del ingreso tiene efectos sobre la asignación de recursos y la inversión en capital físico y humano, y por ende, sobre la tasa de crecimiento de la economía. Aun si la pobreza y la desigualdad no fueran considerados temas interesantes *per se*, se justificaría su estudio riguroso por tener consecuencias significativas sobre otras variables relevantes.

La tercera razón, para la mayoría seguramente la principal, fue mencionada al comienzo de este capítulo: la pobreza y la desigualdad son percibidas como “males”. En todas las sociedades del mundo las personas suelen tener preferencias que implican el disgusto por situaciones de pobreza, desigualdad de oportunidades y exageradas diferencias de ingreso y riqueza. Si la pobreza y la desigualdad son consideradas problemas sociales, resulta obvia la relevancia de medir y explicar estos fenómenos.

La consideración de la pobreza como un mal social es casi universal. El propio Adam Smith, defensor del *laissez-faire*, sostiene que “[N]inguna sociedad puede ser próspera y feliz cuando la mayor parte de los miembros de su población son pobres y miserables” (Smith, 1776). Con la posible excepción de grupos libertarios, la mayor parte de la población justifica acciones, ya sea públicas o privadas, para aliviar las situaciones de pobreza material extrema. Las Naciones Unidas, en la famosa declaración de Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM), proponen como meta mundial número uno la reducción a la mitad de la pobreza en cada país entre 1990 y 2015.

El argumento de la desigualdad como un mal es más controversial. Existen argumentos filosóficos a favor y en contra de la preocupación por la desigualdad, y un amplio debate sobre cuál es la variable que es deseable igualar entre las personas (ingreso, consumo, utilidad, oportunidades). Esta discusión es revisada en el capítulo 6. De cualquier forma, podemos adelantar que una extensa literatura en ciencia política, historia, antropología, sociología, psicología, neurociencia y economía aporta evidencia robusta sobre el disgusto del ser humano ante situaciones de desigualdad. Las Naciones Unidas, por ejemplo, proclamaron

el 20 de febrero como el Día Mundial de la Justicia Social con el argumento de que “... la justicia social, la igualdad y la equidad constituyen los valores fundamentales de todas las sociedades”.

1.3. América Latina

Este libro trata sobre la pobreza y la desigualdad en América Latina. Esta región comprende países del continente americano donde prevalecen los idiomas de raíz latina (o “lenguas romances”), como el español y el portugués. Casi todos los países de la América continental al sur del río Bravo entran dentro de esta clasificación de manera no ambigua: México, casi toda América Central —Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua y Panamá— y casi todas las naciones de América del Sur —Argentina, Bolivia, Brasil, Chile, Colombia, Ecuador, Paraguay, Perú, Uruguay y Venezuela—. El resto de los países continentales de América Central y del Sur —Belice, Guyana, Surinam y el territorio de la Guyana Francesa— no son en general considerados parte de América Latina, pues pertenecen, por vínculos culturales y económicos, a la región del Caribe. Existen países americanos de colonización latina ubicados en el Mar Caribe: Cuba, Puerto Rico y República Dominicana, de origen hispano, y Haití, de colonización francesa.

En este libro trabajamos con datos de los 17 países de la América Latina continental listados arriba, más la República Dominicana. Cuba es excluida, ya que, lamentablemente, el gobierno de ese país no difunde al público información sobre sus encuestas de hogares; Puerto Rico se excluye ya que se trata de un territorio asociado a los Estados Unidos, y Haití no se incluye por tratarse de un país más ligado culturalmente al Caribe que a América Latina y por tener un sistema de encuestas de hogares muy precario.

En síntesis, salvo que se indique lo contrario, las estadísticas que se presentan para América Latina incluyen los 18 países listados en el cuadro 1.1. Esta tabla presenta estadísticas básicas sobre población, superficie, producto interno bruto (PIB) per cápita, el índice de desarrollo humano de Naciones Unidas y dos indicadores de pobreza y desigualdad de ingresos que serán discutidos extensamente en los capítulos 4 y 6: la tasa de incidencia de la pobreza y el coeficiente de desigualdad de Gini. Las figuras 1.1 y 1.2 ilustran algunas de estas variables en mapas regionales.

Cuadro 1.1

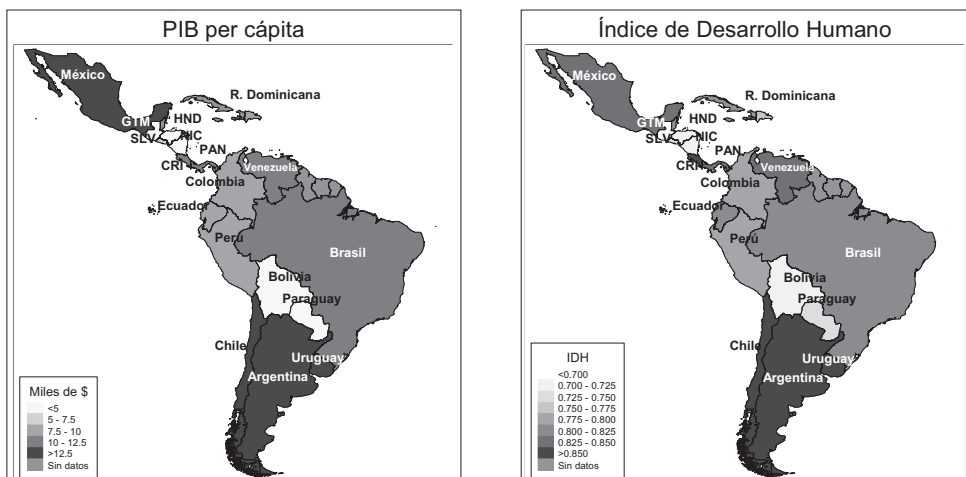
Estadísticas básicas

Población, superficie, PIB per cápita, índice de desarrollo humano, pobreza y desigualdad

País	Código	Población millones	Superficie miles km ²	PIB per cápita USD PPA	Índice de Desarrollo Humano	Pobreza Tasa de incidencia	Desigualdad Coeficiente de Gini
Argentina	ARG	40.3	2780	14126	0.860	8.1	45.1
Bolivia	BOL	9.9	1099	4448	0.723	32.2	57.2
Brasil	BRA	193.8	8515	10456	0.807	15.1	53.7
Chile	CHL	16.9	756	14299	0.874	4.3	51.9
Colombia	COL	45.1	1139	8206	0.787	16.4	56.1
Costa Rica	CRI	4.6	51	10572	0.847	8.1	48.7
Dominicana R.	DOM	10.0	48	8672	0.768	16.4	50.8
Ecuador	ECU	13.6	284	7720	0.807	19.4	48.9
El Salvador	SLV	6.2	21	7439	0.747	22.1	48.4
Guatemala	GTM	14.0	109	4882	0.696	32.9	53.6
Honduras	HND	7.4	112	4168	0.714	39.4	55.3
México	MEX	107.4	1964	13542	0.842	14.8	50.5
Nicaragua	NIC	5.8	120	2654	0.710	42.5	52.3
Panamá	PAN	3.4	76	11542	0.832	12.3	52.1
Paraguay	PRY	6.3	407	4551	0.752	20.6	50.7
Perú	PER	29.2	1285	8723	0.788	20.0	46.9
Uruguay	URY	3.3	176	13019	0.859	3.3	44.4
Venezuela	VEN	28.4	912	12496	0.826	19.8	45.5
América Latina	AL	545.6	19855	10680	0.810	16.3	50.7

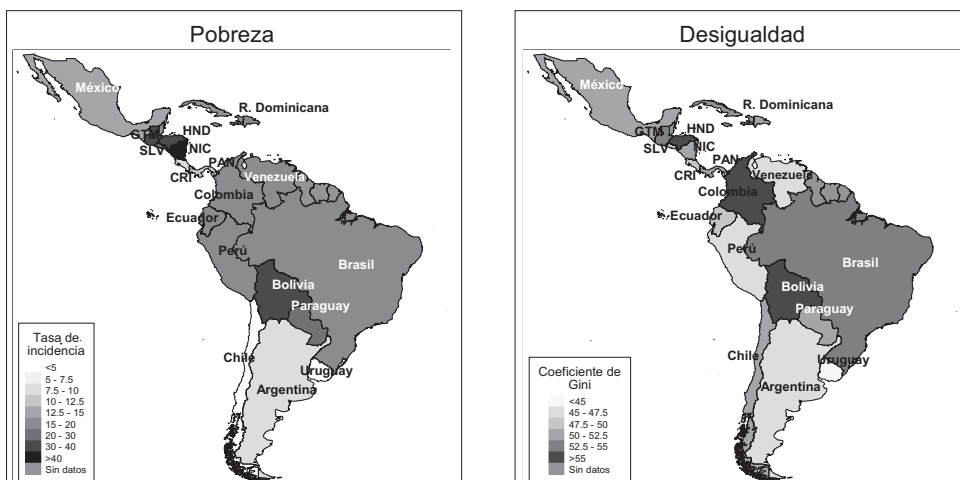
Fuente y notas: el código de cada país es el correspondiente al ISO 3166-1. La población de cada país es la estimada a 2009. La superficie es la reportada en el *Demographic Yearbook*, de United Nations Statistics Division, 2006. El PIB per cápita corresponde al PIB en dólares ajustado por paridad de poder adquisitivo (PPA) estimado para 2009, obtenido del *World Economic Outlook* - IMF. El índice de desarrollo humano (IDH) está tomado del *UNDP Human Development Report 2007/2008*. Se reportan las estimaciones de CEDLAS de la tasa de incidencia de la pobreza de acuerdo a la línea de USD 2.5 por día por persona a PPA y del coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar, correspondientes al año 2009. El coeficiente de Gini reportado para América Latina es el promedio de los países sin ponderar por población.

Figura 1.1
PIB per cápita e índice de desarrollo humano
América Latina, 2009



Fuente y notas: El PIB per cápita corresponde al PIB en dólares ajustado por PPA estimado para 2009, obtenido del *World Economic Outlook - IMF*. El índice de desarrollo humano (IDH) está tomado del *UNDP Human Development Report 2007/2008*.

Figura 1.2
Pobreza y desigualdad
América Latina, 2009



Fuente y notas: Se reportan las estimaciones de CEDLAS de la tasa de incidencia de la pobreza con la línea de USD 2.5 por día por persona a PPA y del coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar, correspondientes al año 2009.

Las tablas y mapas ilustran la diversidad dentro de la región. América Latina incluye países muy extensos como Brasil —el quinto del mundo— y muy pequeños como El Salvador, que ocupa el lugar 151 y que cabría 400 veces en el territorio brasileño. Las diferencias poblacionales son también enormes. La población de Brasil es 59 veces superior a la del vecino Uruguay, y la de México es 19 veces mayor que la de la cercana Nicaragua. Brasil y México, los dos países más poblados de la región, son el hogar del 55% de la población latinoamericana. Si agregamos a Colombia y Argentina, la participación crece a 70%.

A grandes rasgos los países latinoamericanos tienen niveles socioeconómicos parecidos: se trata en todos los casos de economías en desarrollo, de ingresos medios. Bajo esta clasificación se incluye a países de ingresos medios-altos, como Argentina o Chile con PIB per cápita en el entorno de los 15000 dólares (a paridad de poder de compra), y otros como Bolivia, Honduras o Nicaragua, pertenecientes al grupo de las economías de ingresos medios-bajos con PIB inferiores a 5000 dólares.² Las brechas, de cualquier forma, no son tan elevadas como en la región vecina del Caribe, donde conviven países de ingresos altos como Puerto Rico o Bahamas, con otros como Haití, con niveles de ingreso y desarrollo semejantes a los de los países africanos al sur del Sahara.

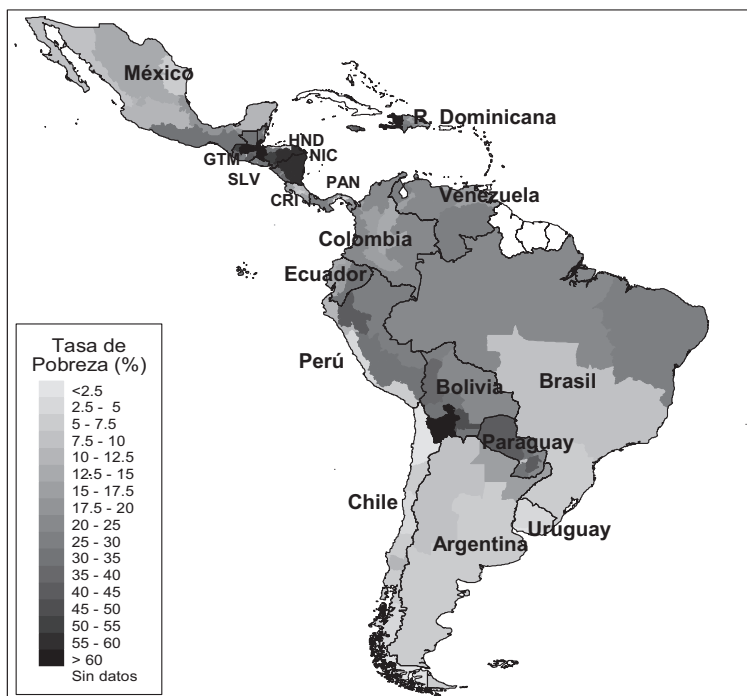
Un indicador de desarrollo de uso muy extendido es el índice de desarrollo humano (IDH) de Naciones Unidas, que combina medidas de esperanza de vida, educación y PIB per cápita. Los países de América Latina tienen diferencias significativas entre sí en términos del IDH. Por un lado, los países del Cono Sur —Chile, Argentina y Uruguay— ocupan las posiciones 40, 46 y 47 en el ranking mundial, respectivamente, mientras que los países centroamericanos de Honduras, Nicaragua y Guatemala ocupan los lugares 117, 120 y 121, respectivamente (sobre 179 países).

Las diferencias en niveles de ingreso se traducen (aunque no mecánicamente, como veremos en el capítulo 8) en diferentes niveles de pobreza. El primer mapa en la figura 1.2 está pintado con un amplio abanico de matices que van desde una pobreza moderada en Chile y Uruguay, a una alta en Honduras y Nicaragua. Los niveles internos de desigualdad también son diferentes entre países, pese a tratarse de sociedades con historias comunes y sujetas a shocks semejantes, lo cual vuelve estimulante el estudio de las razones de estas divergencias.

Las estadísticas nacionales reflejan situaciones socioeconómicas muy diversas dentro de cada país. En Brasil la proporción de población pobre difiere sustancialmente entre el Sur y el Norte, en Perú las diferencias son muy marcadas entre la Costa y la Sierra, y en México las tasas de pobreza del Sur son más del doble de las del resto del país. La figura 1.3 es un mapa de pobreza a nivel subnacional, que explota las definiciones de región que cada país incluye en sus encuestas de hogares.

² Los valores estimados corresponden al año 2009.

Figura 1.3
Pobreza a nivel regional
América Latina, 2009



Fuente: Estimaciones propias de la tasa de incidencia de la pobreza con la línea de USD 2.5 por día por persona a PPA para el año 2009.

1.4. Público y conocimientos previos

El lector potencial típico de este libro es un estudiante de Economía de un curso avanzado de grado o de posgrado, interesado en cuestiones distributivas en América Latina. El libro también está pensado para investigadores en otras áreas sociales con una formación cuantitativa básica, o interesados en formarse en estas técnicas de análisis, y para profesionales, técnicos y funcionarios en áreas sociales en gobiernos de la región, centros de investigación y organismos internacionales. Salteando las discusiones técnicas, el libro también puede ser útil al público en general interesado en entender las principales cuestiones conceptuales, y los patrones y tendencias de la pobreza y la desigualdad en América Latina.

El libro requiere idealmente el conocimiento previo de conceptos básicos de economía, estadística y matemática. Cualquier libro introductorio de economía que permita familiarizarse con el lenguaje y las principales técnicas de análisis de esta disciplina será de ayuda

para sentirse cómodo a lo largo del libro. En particular, se recomienda un texto de microeconomía, al menos del nivel de Baumol y Blinder (2009) o Varian (1999).

El lector debe estar familiarizado con nociones básicas de álgebra y cálculo, que serán utilizadas tanto en la parte teórica como empírica. Si bien el libro no ahonda en detalles formales, presupone cierta madurez cuantitativa, similar a la proporcionada en los primeros años de una carrera de grado en Economía o disciplinas afines. En particular, se supone que el lector tiene una base mínima de álgebra y cálculo (por ejemplo, del nivel del texto de Chiang y Wainwright, 2005), y conocimientos de estadística o econometría básica del nivel del texto introductorio de Wooldridge (2009).

El libro está escrito en español, pero la gran mayoría de las referencias son en inglés. La literatura distributiva, aun la dedicada a América Latina, está en gran parte escrita en inglés y se discute en congresos internacionales en ese idioma. Un conocimiento básico de inglés es indispensable para poder avanzar en toda investigación empírica amplia.

La implementación práctica de los conceptos discutidos en el libro exige el uso del programa Stata. Si bien existen otros paquetes de manejo de datos estadísticos, econométricos y de análisis distributivo, Stata tiene ventajas en términos de su flexibilidad para la programación y su uso extendido entre quienes realizan investigación en temas sociales. El Apéndice I de este libro ofrece una breve guía de iniciación a este paquete computacional.

1.5. El enfoque

Este libro utiliza el lenguaje y los instrumentos de análisis propios de la economía convencional. Con cierta frecuencia en nuestra región esta opción metodológica es identificada con un enfoque “economicista”, carente de sensibilidad social y ahistórico. Otras veces se la relaciona con un paradigma de análisis ortodoxo, que aceptaría todos los resultados del mercado, y en consecuencia, serviría de justificación para un *statu quo* en el que existen grandes brechas entre ricos y pobres. En función de esas críticas, todo trabajo que analice la realidad con el instrumental tradicional de la economía, como lo hace este libro, es leído con sospecha o directamente descartado.

Pensamos que esas críticas no son acertadas. La economía enfatiza el uso de instrumentos cuantitativos, mientras otras ciencias sociales utilizan con más intensidad métodos cualitativos e históricos: cada una realiza aportes desde su espacio de especialización. El análisis económico y cuantitativo de la pobreza y la desigualdad no son sustitutos de otros enfoques, sino complementarios. Adicionalmente, en las últimas décadas la economía como disciplina se ha abierto crecientemente al aporte de otras ciencias sociales, lo cual en parte se ve reflejado en varias secciones de este volumen.

El análisis económico de la pobreza y la desigualdad implica un intenso uso de las estadísticas. El fenómeno de la pobreza, en cierto sentido, se resume en números. Como reacción a esta situación, hay quienes prefieren un análisis más puntual y desvían sus esfuerzos a estudios de caso, focalizados en unas pocas familias, o personas con nombre y apellido y realidades concretas. Esta es ciertamente una alternativa posible, pero no invalida la anterior. Las estadísticas nos permiten conocer cuán extendido está un fenómeno en toda la población de un país, o aun en el mundo; nos permiten relacionar grandes reformas o shocks económicos con sus consecuencias generales en la población y simular los posibles impactos de alguna política sobre un gran número de personas, todas tareas que naturalmente es imposible llevar adelante con estudios sobre unas pocas personas en algún barrio particular. Existe un compromiso (*trade-off*) entre el acercamiento a la persona y la generalidad de los resultados, y en consecuencia, su grado de representatividad. El uso de las estadísticas implica inclinarse por el segundo camino, sin desconocer la validez del primero.

Por otra parte, el uso de técnicas convencionales de la economía (el a veces llamado enfoque ortodoxo, o neoclásico) no implica de ningún modo adscribir al *laissez-faire*, ni justificar todo resultado del mercado, ni renegar de la intervención estatal en la economía, ni oponerse a políticas redistributivas. Naturalmente, todo paradigma de análisis no es completamente inocuo. Lo que acá se argumenta es que el uso de las herramientas convencionales de la economía no condiciona el análisis como para desembocar determinísticamente en un conjunto estrecho de opiniones y prescripciones de política. La economía ofrece herramientas complementarias a las de otras ciencias sociales que ayudan a entender una realidad muy compleja. La postura que tome cada persona frente a los hechos dependerá de sus juicios de valor y de su percepción de la realidad. Utilizando exactamente el mismo paradigma de análisis de la economía, hay quienes abogan por la no intervención estatal y la limitación de las políticas sociales, otros, en el otro extremo, que sostienen la necesidad de masivas redistribuciones de ingresos y factores de producción, y un amplio abanico de posiciones intermedias.

Un último esfuerzo para convencer al lector crítico: por alguna razón que no corresponde tratar acá, muchas de las discusiones académicas y no académicas sobre pobreza y desigualdad, tanto en América Latina como en el mundo, se desarrollan en el lenguaje tradicional de la economía. Aun cuando no se comparta ese lenguaje y forma de análisis, es aconsejable dominarlo para participar del debate con más herramientas y tener así más posibilidades de influir en él, y en consecuencia, en la realidad social de la región.

1.6. Estructura

El resto de este libro se organiza de la siguiente forma. El capítulo 2 presenta un conjunto de herramientas gráficas y analíticas útiles para caracterizar una distribución y las ejemplifica con aplicaciones a casos concretos en América Latina. El capítulo se detiene en el análisis inferencial y en las herramientas para estimar la significatividad estadística de los resultados.

El capítulo 3 incluye una larga discusión conceptual acerca de las variables de interés en el análisis distributivo. Posteriormente se abordan los problemas generados por el hecho de que las personas viven en hogares y no solas, y que sus ingresos varían a lo largo de la vida. El capítulo incluye una presentación de las principales fuentes de información para realizar estudios distributivos, con sus ventajas y deficiencias. En particular, se discuten extensamente los problemas de medición de las principales variables sobre las que se computa la pobreza y la desigualdad en América Latina.

El capítulo 4 se adentra en uno de los dos temas centrales del libro: la pobreza. Este capítulo se concentra en la dimensión más estudiada de la pobreza: la insuficiencia de ingreso. Luego de una larga discusión conceptual sobre el problema de cómo identificar a la población pobre, el capítulo se extiende en estudiar los principales indicadores de pobreza y sus propiedades, y concluye con un resumen de los patrones y tendencias de la pobreza monetaria en América Latina.

El capítulo 5 extiende el análisis más allá de las privaciones monetarias estáticas, tratando los temas de pobreza multidimensional, pobreza subjetiva y pobreza intertemporal. El capítulo incluye también discusiones sobre vulnerabilidad, perfiles de pobreza y la dimensión geográfica de las privaciones.

El otro tema central del libro, la desigualdad, ocupa la escena en el capítulo 6. Luego de repasar un conjunto de argumentos que justifican el estudio de la desigualdad, el capítulo resume la extensa literatura sobre medición de la desigualdad monetaria y concluye presentando evidencia empírica para América Latina.

El capítulo 7 se extiende hacia el estudio de la desigualdad en otras variables, más allá del ingreso, ampliando el paradigma unidimensional. En particular, se detiene en la medición de la igualdad de oportunidades, de creciente relevancia académica y política. Adicionalmente, en este capítulo se estudian otros aspectos distributivos de importancia: la movilidad, la polarización, la segregación y el bienestar agregado.

En el capítulo 8 se presentan varios instrumentos analíticos para estudiar la relación entre crecimiento, pobreza y desigualdad. En particular, se estudian descomposiciones que permiten caracterizar a los cambios en la pobreza en un efecto crecimiento y un efecto redistributivo, y se repasa la literatura empírica sobre crecimiento y reducción de pobreza.

La distribución del ingreso es modificada por la acción del Estado a partir de sus políticas. El capítulo 9 presenta un conjunto de instrumentos para medir el impacto de las políticas públicas sobre la distribución del ingreso y otras variables económicas. Los conceptos de progresividad e impacto redistributivo son estudiados en teoría y ejemplificados con casos prácticos para países de la región.

El libro incluye cuatro apéndices. El primero brinda los elementos básicos para familiarizarse con el manejo y la programación del paquete Stata. El segundo apéndice informa sobre la disponibilidad de encuestas de hogares en los países de América Latina, sus características y limitaciones, mientras que en el tercero se presentan varios problemas metodológicos que deben enfrentarse para calcular el ingreso y el consumo familiar en la práctica. Finalmente, el cuarto es una breve guía para la estimación de modelos sencillos de ingreso, que resultan necesarios para aplicar algunas de las metodologías desarrolladas en el libro.

1.7. En la práctica: trabajando con los datos y la web

Cada capítulo del libro termina con un apéndice titulado “En la práctica”, destinado a guiar al lector en la implementación práctica de los conceptos desarrollados. Estos apéndices incluyen la referencia a comandos de Stata para reproducir resultados obtenidos sobre la base de microdatos de encuestas de hogares reales de América Latina. El lector interesado solo en las discusiones conceptuales puede saltar los apéndices “En la práctica” sin perder el hilo de los argumentos. Sin embargo, una de las principales contribuciones de este libro es precisamente la de ayudar a recorrer el camino entre el concepto teórico y el resultado empírico concreto. Los apéndices al final de cada capítulo son vitales para todo lector al que le entusiasme ese desafío.

Hoy en día es simple encontrar en la web rutinas que calculan mecánicamente indicadores de pobreza y desigualdad, y otros instrumentos para el análisis distributivo. Si bien ese material puede ser de utilidad, es aconsejable realizar una inversión para aprender a programar las propias rutinas, lo cual incrementa significativamente el potencial para involucrarse en investigaciones rigurosas y originales. Los apéndices “En la práctica” ayudan al lector interesado a seguir este camino.

1.8. Las bases de datos

El sitio web asociado a este libro contiene un conjunto de bases de datos de encuestas de hogares de países latinoamericanos.³ Estas bases han sido procesadas previamente e incluyen las variables necesarias para seguir los ejemplos propuestos en los apéndices y replicar algunos de los resultados del libro. Es importante puntualizar que el procesamiento de las bases implica seguir un protocolo que no necesariamente es compartido en su totalidad por los institutos de estadística de los países, ni por otros investigadores. Como discutiremos extensamente a lo largo del libro, el trabajo con datos exige tomar un sinnúmero de decisiones metodológicas para las cuales no hay criterios objetivos universales. Supongamos que estamos procesando una base de datos y descubrimos una inconsistencia en la respuesta de ingresos de un joven: ¿qué hacemos? ¿Lo eliminamos de la base de datos, y con él a toda su familia ya que no podemos estimar correctamente el ingreso familiar al excluir a uno de sus miembros? ¿Lo incluimos en el cómputo porque no estamos totalmente seguros de la inconsistencia, o porque no queremos perder la observación del hogar por fallas en solamente un miembro? No existe una manera única objetiva de resolver el problema. Si el lector llega a estimaciones que son diferentes a las de este libro, a las de otro trabajo, o a las del instituto de estadística del país, no necesariamente implica que el cálculo tenga alguna deficiencia metodológica; puede simplemente ser el resultado de resolver de manera diferente alguna situación ambigua. De hecho, el trabajo sobre las bases de datos implica frecuentemente la revisión de alguna decisión, la corrección de errores o el cambio en algún criterio ante nueva información. Las revisiones de las estadísticas son un elemento habitual en el progreso de la investigación académica.

La base SEDLAC

La gran mayoría de los resultados de este libro provienen de la base SEDLAC, o Base de Datos Socioeconómicos para América Latina y el Caribe (*Socioeconomic Database for Latin America and the Caribbean*), un proyecto conjunto del CEDLAS, el Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales de la Universidad Nacional de La Plata en Argentina, y el grupo de Pobreza y Género de América Latina del Banco Mundial (LCSP). En el marco de ese proyecto las encuestas de hogares de América Latina son procesadas de la forma más homogénea posible, sujeta a las restricciones de los cuestionarios. La base SEDLAC contiene información de más de 300 encuestas de hogares nacionales en 25 países de América Latina y el Caribe. Las estadísticas resultantes pueden ser consultadas en la página del proyecto SEDLAC en <sedlac.econo.unlp.edu.ar>.

³ <www.depeco.econo.unlp.edu.ar/cedlas/libro-gcse-1>

CAPÍTULO 2

HERRAMIENTAS PARA EL ANÁLISIS DISTRIBUTIVO

Índice del Capítulo 2

2.1. Introducción

2.2. Medidas resumen

2.3. Gráficos

2.4. Funciones continuas

2.5. El enfoque inferencial

2.6. Significatividad estadística

2.7. Formas funcionales

Apéndice: En la práctica

2.1. Introducción

La pobreza y la desigualdad, los dos ejes centrales de este libro, son fenómenos intuitivamente claros, aunque complejos de definir con precisión. Todos tenemos una idea del concepto de pobreza que asociamos a privaciones de distinto tipo, y del concepto de desigualdad que vinculamos con diferencias entre personas, pero no resulta sencillo acordar definiciones estrictas. Esta dificultad es natural, dada la complejidad del fenómeno. La idea de pobreza, por ejemplo, está asociada a privaciones materiales concretas, como insuficiencia alimentaria, pero también a falta de oportunidades de progreso, vulnerabilidad ante *shocks*, marginalidad y estigmatización.

La manera de proceder ante un fenómeno complejo es analizarlo en su versión más simplificada y luego ir agregando complicaciones. Ese es el camino que seguimos en el libro. Comencemos, entonces, asumiendo que todas las dimensiones en las que es relevante analizar privaciones o desigualdades pueden resumirse en una sola variable a la que denotamos con x , y a la que por comodidad llamamos *ingreso*. Existe un sinnúmero de cuestiones relacionadas a la elección de la variable sobre la cual se focaliza el análisis en la práctica. ¿Debemos usar el ingreso, el consumo u otra variable? ¿Debemos usar el ingreso per cápita o el ajustado por alguna escala de adulto equivalente? Estas y muchas otras cuestiones de implementación práctica son derivadas al siguiente capítulo del libro. Mientras tanto, supongamos que nuestra *proxy* de nivel de vida –el ingreso x – está perfectamente definida, sin ambigüedades.¹

Asumamos una comunidad de N personas. A la lista que enumera los ingresos en esta población la llamamos “distribución empírica del ingreso”, o directamente “distribución del ingreso”. El término *distribución* de x hace referencia a toda la colección de valores de x en una circunstancia particular, es decir al vector $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, donde el subíndice indexa a los N individuos de esta comunidad. Nótese que esta acepción es diferente a la usada coloquialmente, que asocia *distribución* a *reparto*, y por ende, está vinculada al concepto de desigualdad. En contraste con ese uso coloquial, la literatura distributiva utiliza una acepción más amplia del término *distribución del ingreso* para hacer referencia a la lista completa de ingresos en una comunidad y no a alguna medida de disparidad de esos valores entre las personas.

¿Qué nos interesa de ese vector de valores de x al que llamamos distribución de x ? Por un lado, nos preocupa el número y las características de aquellas personas que no alcanzan un cierto nivel de x considerado mínimo bajo algún criterio. Estas cuestiones están asociadas a uno de los temas centrales del libro: la pobreza. Por otro lado, nos interesa conocer las

¹ Si el lector se siente incómodo con esta secuencia, puede estudiar primero el capítulo 3 para profundizar en temas conceptuales y prácticos sobre las variables de interés y luego volver a este capítulo.

discrepancias en los niveles de x entre las personas. Este es un tema relacionado con el otro objetivo central del libro: la desigualdad.

La pobreza y la desigualdad son, entonces, dos *características* de la distribución del ingreso asociadas a la cantidad y ubicación de las observaciones debajo de un umbral, y a su nivel de dispersión, respectivamente.² Otras características de la distribución como la media o la mediana, que han ocupado tradicionalmente el centro de atención en economía, tienen una relevancia menor en los estudios distributivos.

Vamos a destinar este capítulo a presentar un conjunto de herramientas gráficas y analíticas útiles para estudiar distribuciones, ejemplificándolas con casos concretos en varios países de América Latina. Una vez que desarrollemos el instrumental básico para presentar y estudiar distribuciones, será más sencillo analizar alguna de sus características, como la pobreza y la desigualdad, tarea que diferimos hasta el capítulo 4.

El análisis distributivo se complica (y se hace más interesante) cuando reconocemos que típicamente el investigador no puede observar toda la realidad, sino muestras imperfectas de ella. A partir de información parcial, un analista debe inferir resultados generalizables a toda la población. Esta consideración requiere detenerse en el análisis inferencial e introducir herramientas para estimar la significatividad estadística de los resultados, tareas que también abordamos en este capítulo.

El resto del capítulo está ordenado de la siguiente forma. La sección 2.2 presenta un conjunto de medidas resumen de la distribución y propone un primer examen de los microdatos de las encuestas de hogares latinoamericanas. La sección 2.3 introduce un conjunto de instrumentos gráficos que permiten ilustrar una distribución. La sección 2.4 extiende el análisis a funciones continuas que permiten un tratamiento más flexible y elegante. En la sección 2.5 se delinea el marco analítico general para el análisis inferencial necesario para desarrollar, en la sección 2.6, la idea de significatividad estadística de las mediciones distributivas. Finalmente, la sección 2.7 discute la aproximación de las distribuciones reales mediante formas paramétricas.

Como en el resto de los capítulos que componen el libro, este incluye un apéndice con explicaciones prácticas de cómo implementar en Stata los instrumentos y resultados presentados en el texto.

² Como veremos en el capítulo 4, hay visiones de la pobreza no necesariamente asociadas a la existencia de un umbral (pobreza relativa).

2.2. Medidas resumen

Una manera posible de presentar una distribución es a través de medidas resumen. Estas medidas sintetizan toda la distribución en uno o pocos valores, que representan alguna característica de la distribución subyacente. El proceso de resumir el vector de ingresos implica perder información para ganar en simplicidad analítica y comunicacional, y para permitir focalizar el análisis en alguna característica distributiva particular.

Comencemos el análisis con un ejemplo simple de una comunidad hipotética compuesta por 20 personas. La distribución empírica del ingreso de esta comunidad es un vector o lista que contiene los valores del ingreso de esas 20 personas. Supongamos que los ingresos mensuales expresados en la moneda corriente del país (por comodidad, llamémosla *pesos*) ordenados de menor a mayor son:

{40, 65, 83, 101, 119, 137, 156, 176, 198, 223, 250, 279, 310, 350, 398, 456, 539, 651, 877, 1905}

Mientras que los primeros apartados de esta sección ilustran diversas medidas resumen en función de este ejemplo sencillo, en la sección 2.2.5 comenzamos a trabajar con microdatos de encuestas de hogares reales.

2.2.1. Tendencia central

Las medidas distributivas de uso más difundido en economía son las de tendencia central, siendo el promedio o la *media* el indicador más conocido. Analíticamente, la media aritmética de la distribución de x es

$$(2.1) \quad \mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

donde i indexa a las personas y N es el número de personas en la población o muestra disponible.³ En el ejemplo, la media es 365.7: si bien ese número no se corresponde exactamente con ningún valor de la distribución de los ingresos, se ubica en una posición intermedia o “central”.

³ Por ahora la distinción entre muestra y población no es importante. En la sección 2.5 de este capítulo esa distinción adquiere una relevancia fundamental.

La *mediana* es otra medida de tendencia central. Si ordenamos a los valores de x de menor a mayor, como en el ejemplo, la mediana es aquel valor que deja por debajo (y por arriba) a la mitad de las observaciones. En nuestro ejemplo es fácil ver que, dado que tenemos un número par de observaciones, todas distintas, cualquier valor entre 223 y 250 satisface este criterio. En estos casos usualmente la mediana se calcula como el promedio simple entre estos dos valores (236.5).

Si bien la media es una medida más popular que la mediana, esta última tiene una propiedad interesante: es considerablemente más robusta ante la presencia de valores atípicos (*outliers*). Para ilustrar esta propiedad, consideremos una distribución con cinco individuos con ingresos $\{1, 2, 4, 6, 7\}$. En este caso la media y la mediana coinciden (4) y ambas están en el “centro” de la distribución. Ahora bien, supongamos que por un error de tipeo al cargar los datos el último valor es registrado como 67, en lugar de 7. Nótese que ante este error la media se cuadruplica a 16, mientras que la mediana se mantiene inalterada. Este caso simple ilustra la propiedad de robustez frente a valores atípicos que posee la mediana.

2.2.2. Cuantiles y proporciones

Al trabajar con poblaciones con muchos individuos suele ser práctico ordenarlos de menor a mayor ingreso y dividirlos en grupos o segmentos contiguos iguales (con el mismo número de observaciones, dentro de lo posible). Por ejemplo, si dividimos a la población en diez grupos obtenemos *deciles*. El decil 1 de la distribución del ingreso hace referencia al grupo de personas pertenecientes al 10% de la población de menores ingresos y el decil 10, al 10% más rico. En el ejemplo anterior el decil 1 está formado por las dos personas más pobres con ingresos 40 y 65. El ingreso promedio del decil inferior es 53, mientras que el ingreso promedio del decil superior es 1391. Los deciles surgen de dividir a la población en 10 segmentos contiguos iguales. Si, en cambio, la dividimos en 5 grupos obtenemos *quintiles*, si lo hacemos en 20 *ventiles* y en 100 *percentiles* o *centiles*. La denominación general de estos grupos es *cuantiles*.

Los términos introducidos en el párrafo anterior también son habitualmente usados para referirse a observaciones particulares y no a grupos de observaciones, lo cual puede generar confusiones. En esta acepción el q -ésimo cuantil de la distribución de los ingresos es un valor que deja por debajo una proporción q de las observaciones, al ordenarlas de forma ascendente. En esta definición alternativa el decil 1 es el valor que deja por debajo al 10% de los ingresos y por arriba al 90%. El segundo decil se define en forma similar, dejando por debajo al 20% de los ingresos, y así sucesivamente hasta el noveno decil. Naturalmente, la mediana coincide con el quinto decil. En nuestro ejemplo hipotético el primer decil es cualquier valor entre 65 y 83, y el noveno decil cualquier valor entre 651 y 877.

De estas dos acepciones, la más usada en la literatura distributiva es la primera, donde *cuantil* hace referencia a un grupo de observaciones. Salvo cuando se indique lo contrario, esa será la alternativa utilizada en este libro.

Una característica de la distribución, que usaremos extensamente en los capítulos siguientes, es la proporción de observaciones cuyos ingresos son inferiores a algún valor arbitrario x_m . Formalmente,

$$(2.2) \quad M = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(x_i < x_m)$$

donde $1(\cdot)$ es una función *indicadora* que toma el valor 1 si la expresión entre paréntesis es verdadera y el valor 0 si es falsa. En la ecuación (2.2) la función indicadora vale 1 si el ingreso de la persona i (x_i) es inferior al umbral x_m .

El indicador de pobreza más usado en la práctica y en gran parte de la literatura académica empírica –la tasa de incidencia– es simplemente la proporción de la población con ingresos inferiores a un umbral mínimo, conocido como línea de la pobreza, y en consecuencia se corresponde analíticamente con la ecuación (2.2).⁴ Supongamos, siguiendo con el ejemplo anterior, que se identifica como pobres a todas aquellas personas con un ingreso inferior a 180 pesos. Es fácil calcular que, de acuerdo con este criterio, hay 8 personas pobres, de modo que la proporción de pobres es 0.4 (o 40%).

Otra característica distributiva que se usará extensamente es la participación (o *share*) de un individuo o grupo en el ingreso total de la población. Analíticamente, la participación del grupo J es

$$(2.3) \quad s_J = \frac{\sum_{i \in J} x_i}{\sum_{i=1}^N x_i} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i 1[i \in J]}{N \cdot \mu}$$

En nuestro ejemplo, el *share* del quintil superior en el ingreso total es 54.3%. Como veremos en el capítulo 6, la participación de algún cuantil extremo en el ingreso total es a menudo utilizada como medida de desigualdad.

2.2.3. Dispersión

Las medidas de dispersión buscan resumir en un valor el grado de separación entre los valores de la distribución. El *rango de variación* –la diferencia entre el valor máximo y el mínimo– es una de esas medidas. Una versión menos extrema es el *rango intercuartílico*, es

⁴ La tasa de incidencia de la pobreza, o *headcount ratio*, es extensamente discutida en el capítulo 4, junto con otras medidas más sofisticadas de privaciones materiales.

decir, la diferencia entre el tercer y el primer cuartil, definidos como aquellos valores que, al ordenar a la población de forma ascendente según el ingreso, dejan por debajo al 75% y al 25% de las observaciones, respectivamente. Otra medida de separación usual es el cociente (o *ratio*) entre cuantiles. Si definimos los cuantiles en términos de grupos de observaciones, el ratio de ingresos medios entre el decil 10 y el decil 1 es 26.5, y el ratio entre los quintiles extremos es 13.7.

La varianza (V) es quizás la medida de dispersión más popular. Este indicador se define formalmente como

$$(2.4) \quad V = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$$

La varianza mide cuán lejos están en promedio las observaciones con respecto al centro de la distribución μ . En nuestro ejemplo hipotético, $V=168192.4$. El desvío estándar σ , que es la raíz cuadrada positiva de la varianza, pone a esta en unidades de medida similares a las utilizadas para construir la media. El coeficiente de variación (CV) expresa el desvío estándar como proporción de la media

$$(2.5) \quad CV = \frac{\sqrt{V}}{\mu} = \frac{\sigma}{\mu}$$

En nuestro ejemplo hipotético el desvío estándar es 410.1 y el coeficiente de variación 1.12. Nótese que, a diferencia de la varianza, el valor del desvío pertenece al rango de las diferencias reales entre cualquier observación y la media. El coeficiente de variación en este ejemplo indica que el desvío estándar es un 12% superior a la media.

2.2.4. Asimetría

Intuitivamente, una distribución es simétrica en un punto x si la frecuencia de observaciones es idéntica a ambos lados de x . En la práctica es relevante considerar el caso de distribuciones simétricas con respecto a alguna noción de tendencia central, como la media. Una forma simple de medir asimetría respecto de la media es el coeficiente de asimetría de Fisher, definido formalmente en la ecuación 2.6.⁵

$$(2.6) \quad A = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^3}{\sigma^3}$$

⁵ El coeficiente de Fisher es el tercer momento estándar. Otros indicadores de asimetría conocidos son el de Pearson y el de Bowley.

Para entender la naturaleza de la asimetría, es interesante explorar esta fórmula con cuidado. Consideremos el numerador, ya que el denominador es siempre positivo y cumple solo un papel de normalización. El numerador de (2.6) busca medir la magnitud de las desviaciones con respecto a la media ($x_i - \mu$), comparando aquellas que ocurren a la derecha y a la izquierda. Nótese que, si eleváramos la sumatoria de esas diferencias a la potencia 1, el resultado sería siempre cero, mientras que si lo hiciéramos a la potencia 2, siempre sería positivo. En cambio, al elevar a la potencia 3 (al cubo), la sumatoria puede ser positiva o negativa según la magnitud de las diferencias entre x_i y μ entre aquellos con mayor y menor ingreso que el valor promedio.

Nótese que si los ingresos fuesen simétricos en la media, la sumatoria del numerador de (2.6) debería dar cero, ya que los sumandos positivos (ingresos por arriba de la media) se cancelan con los negativos (ingresos por debajo de la media). En las distribuciones reales los ingresos de los ricos se encuentran muy por encima de la media, que se encuentra relativamente más cerca de los ingresos de los más pobres. Como las brechas relativas a la media son elevadas al cubo, los valores altamente positivos (la distancia de los ricos a la media) más que compensan los pequeños valores negativos (la distancia de los pobres a la media), produciendo un valor de A positivo. En este caso se dice que la distribución es *asimétrica positiva* o asimétrica a la derecha. Todas las distribuciones del ingreso del mundo son asimétricas a la derecha, un fenómeno que documentaremos y analizaremos a lo largo del libro.

En general, tiende a pensarse que, para distribuciones con asimetría positiva, la mediana está por debajo de la media. La intuición se deriva del análisis del párrafo anterior: los relativamente pocos valores muy altos tienen un efecto fuerte en la media y relativamente débil sobre la mediana, ya que esta última es más resistente a valores extremos. En la práctica, el hecho de que la media de los ingresos sea superior a la mediana es tomado como un síntoma natural de asimetría.⁶

2.2.5. Un ejemplo: la distribución del ingreso en Brasil

Manos a la obra: trabajemos sobre una encuesta de hogares latinoamericana real; específicamente sobre la PNAD, la encuesta de hogares anual de Brasil, para el año 2007.⁷ Esta encuesta tiene información de ingresos de 124794 hogares que reúnen a 394560 personas (cuadro 2.1). Esos individuos representan a cerca de 190 millones de brasileños que viven en

⁶ Este resultado debe ser interpretado con cautela, ya que formalmente no es posible mostrar que la asimetría positiva induzca necesariamente un orden para la media y la mediana.

⁷ El lector puede repetir el ejercicio con cualquiera de las bases de datos correspondientes a encuestas de hogares de los países de América Latina, disponibles en el sitio *web* del libro. Los comandos de Stata que generan los resultados siguientes están explicados con detalle al final del capítulo.

una de las cinco grandes regiones geográficas en las que es posible dividir ese país: Norte, Nordeste, Sudeste, Sur y Centro-Oeste. Asumamos, por ahora, que la encuesta es una muestra perfectamente representativa de la población de Brasil.

Del cuadro 2.1 surge que el ingreso promedio per cápita mensual en Brasil es 574.3 reales (la moneda oficial en Brasil desde el año 1994). En este libro nos interesa ir más allá de los promedios y analizar toda la distribución del ingreso. Si las personas entrevistadas en la PNAD fueran toda la población brasileña, la distribución del ingreso en ese país sería una larga lista de 394560 números. Aun en este caso simplificado, trabajar con esa larga lista de números resulta impracticable, a menos que la logremos resumir de alguna forma. Comencemos por algunos estadísticos básicos como los del cuadro 2.1. Además de la media, se presentan los ingresos correspondientes a un conjunto de percentiles (definidos como observaciones, y no como grupos). En Brasil en 2007, el 10% de la población tenía ingresos per cápita mensuales inferiores a 84 reales. La mitad de la población tenía un ingreso inferior a 330 reales: esa es la mediana de la distribución. Solo el 1% de los brasileños representados en esta encuesta tenían en 2007 un ingreso per cápita igual o superior a 4400 reales mensuales. El rango intercuartílico es $621.5 - 165 = 456.5$: el 50% central de las observaciones se encuentran agrupadas en un intervalo de esa magnitud.

Cuadro 2.1
Resumen de la variable ingreso per cápita familiar
Brasil, 2007

	Brasil	Regiones				
		Norte	Nordeste	Sudeste	Sur	Centro-Oeste
<i>Observaciones</i>						
Hogares	124,794	15,619	38,156	37,197	19,826	13,996
Individuos	394,560	54,279	126,263	113,201	58,027	42,790
<i>Estadísticas de la distribución del ingreso per cápita familiar</i>						
Media	574.3	391.0	344.7	693.7	710.7	685.5
<i>Percentiles</i>						
1%	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
5%	44.0	27.5	23.8	81.3	94.6	77.0
10%	84.0	66.0	46.0	126.7	139.3	115.0
25%	165.0	125.1	100.3	225.7	253.0	200.0
50% (mediana)	330.0	224.4	192.3	418.0	450.0	361.7
75%	621.5	425.0	373.2	757.2	788.3	666.7
90%	1,200.0	815.4	665.4	1,433.7	1,430.0	1,422.7
95%	1,870.0	1,223.8	1,085.3	2,200.0	2,163.3	2,350.0
99%	4,400.0	2,757.9	2,909.7	4,895.0	4,669.5	5,720.0
Mínimo	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
Máximo	66,000	49,592	30,120	66,000	45,650	55,000
Coeficiente de variación	1.7	1.9	1.9	1.5	1.5	1.8
Coef. de asimetría - Fisher	11.3	27.2	12.5	10.1	10.4	9.5
<i>Participaciones de deciles</i>						
Decil 1	0.7	0.7	0.6	1.0	1.1	0.9
Decil 2	2.0	2.2	1.9	2.3	2.5	2.1
Decil 3	2.9	3.2	2.9	3.3	3.6	2.9
Decil 4	3.9	4.1	3.8	4.3	4.7	3.7
Decil 5	5.1	5.2	4.9	5.5	5.8	4.6
Decil 6	6.5	6.5	6.3	6.6	7.0	5.9
Decil 7	8.2	8.4	8.0	8.4	8.6	7.4
Decil 8	10.9	11.0	10.8	11.0	11.1	9.9
Decil 9	16.1	16.0	15.1	16.1	15.8	15.4
Decil 10	43.9	42.6	45.6	41.5	39.8	47.3
Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la PNAD.

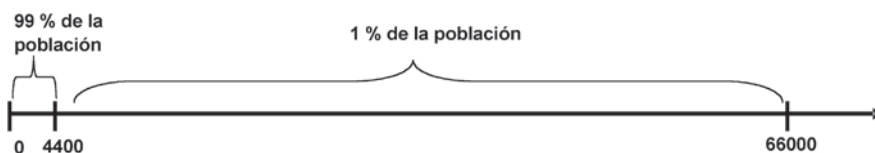
El cuadro indica también que el mínimo ingreso declarado es cero. De hecho, más del 1% de los encuestados en la PNAD declaran un ingreso mensual nulo. Por otro lado, el máximo ingreso declarado en la encuesta es 66000. De acuerdo con los datos de la PNAD 2007, el ingreso medio en las regiones Norte y Nordeste es considerablemente menor al ingreso en las

regiones Sur y Sudeste, mientras que la distribución del ingreso en las primeras dos regiones es más dispersa, de acuerdo con el coeficiente de variación.⁸

Es interesante notar que en todas las regiones, y en el agregado, la mediana del ingreso es claramente inferior a la media, lo cual es un signo de asimetría positiva de las distribuciones. De hecho, los coeficientes de asimetría resultan en todos los casos positivos y grandes. La inspección de los valores de los percentiles también revela la asimetría de la distribución. En el intervalo de ingresos que va de 0 a 330 están la mitad de las personas encuestadas. Si la distribución fuera simétrica, la mitad restante debería tener ingresos en el intervalo de 330 a 660. Según se desprende del cuadro 2.1, la realidad es muy diferente: el 20% más rico de la población brasileña tiene ingresos muy por encima de ese intervalo.

Nótese la larga “cola” de la distribución. Mientras que el 99% de las personas encuestadas en la PNAD 2007 reportan ingresos en el intervalo [0, 4400], el restante 1% superior reporta ingresos entre 4400 y 66000. El intervalo de ingresos del 1% más rico es 14 veces más grande que el intervalo donde se ubica el 99% restante de la población. La figura 2.1 ilustra estas diferencias. Esta larga cola superior no es una característica propia de la encuesta escogida en el ejemplo. De hecho, se trata de una característica de la mayoría de (quizás todas) las distribuciones del ingreso del mundo: un pequeño número de personas tienen ingresos muy altos respecto del resto de la población, y reúnen una alta proporción del ingreso total.⁹

Figura 2.1
Ubicación de la población en la línea de ingreso per cápita familiar
Brasil, 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la PNAD.

El último panel del cuadro muestra los *shares* o participaciones de cada decil (interpretado como grupo de 10% de observaciones) en el ingreso total. El primer decil –el de menores ingresos– reúne apenas el 0.7% del ingreso total en Brasil. En el otro extremo, el 10% más

⁸ El capítulo 6 discute el concepto de desigualdad, las bondades y defectos del coeficiente de variación como índice de desigualdad y otros indicadores alternativos.

⁹ En la realidad, la cola superior es de hecho más larga que la ilustrada en la figura 2.1, dada la incapacidad de las encuestas de hogares (en Brasil y el resto del mundo) en captar a los grandes millonarios. El máximo ingreso en Brasil, en 2007, reportado en la encuesta (66000 reales) representaba unos 35000 dólares mensuales, un valor extraordinariamente alto comparado con el del resto de la población, pero seguramente inferior al de los grandes millonarios de ese país. El capítulo 3 y el Apéndice III tratan este punto.

rico de los brasileños tienen ingresos que representan el 43.9% del total. En virtud de estos *shares*, que examinaremos con más cuidado en el capítulo 6, la distribución del Sur de Brasil parece menos desigual que la del Noreste.

Un último ejercicio sencillo con la encuesta de Brasil. Supongamos que se fija la línea de pobreza en 130 reales mensuales.¹⁰ Con esa línea, es posible deducir del cuadro 2.1 que la tasa de pobreza en Brasil (el porcentaje de personas con ingreso inferior a la línea) es superior al 10% e inferior al 25%. El porcentaje exacto es 18.2%. La pobreza así medida es 26.3% en la región Norte, 34.1% en la Nordeste, 10.4% en la Sudeste, 8.9% en la Sur y 12.3% en el Centro-Oeste.

El ejemplo nos ha permitido acercarnos a la distribución del ingreso real en un país concreto. Sin embargo, antes de entusiasmarnos con los números, es importante tratar algunas cuestiones conceptuales y aprender algunos instrumentos para graficar, resumir y comparar distribuciones y sus características. El resto de este capítulo trata esos temas.

2.3. Gráficos

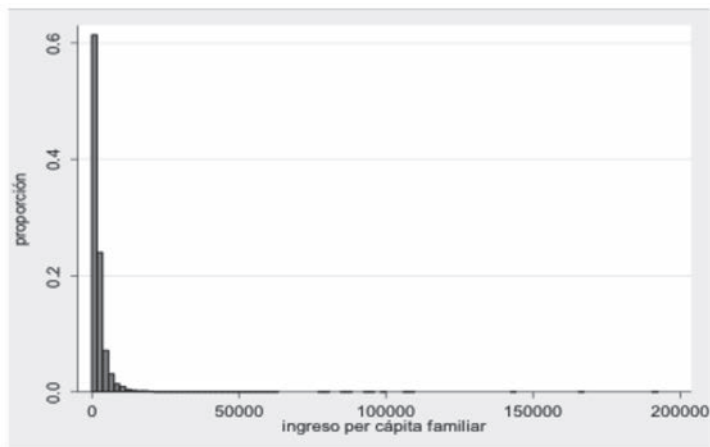
Las representaciones gráficas proporcionan una forma alternativa de ilustrar una distribución. Un gráfico es un modelo de la realidad en el que se presenta la información de una forma que nos resulta más fácil de aprehender que inspeccionando un largo vector de números. Adicionalmente, tienen la ventaja de representar un volumen de información mayor que las medidas resumen discutidas en la sección anterior y en consecuencia permiten visualizar conjuntamente varias características de una distribución.

2.3.1. Histograma

Una de las maneras más simples de representar una distribución es a través de un histograma. Para construirlo es necesario (i) dividir el rango de variabilidad de los ingresos (o *soprote*) en intervalos contiguos, preferentemente iguales, y (ii) graficar sobre el eje vertical la proporción de observaciones que caen dentro de cada intervalo (frecuencia relativa). Consecuentemente, las áreas de las barras que conforman el histograma suman 1. La figura 2.2 muestra el histograma de la distribución del ingreso per cápita familiar en México 2006, con 100 intervalos.

¹⁰ Esta, de hecho, es la línea internacional de USD 2.5 por día por persona a paridad de poder adquisitivo para Brasil 2007, que trataremos en el capítulo 4.

Figura 2.2
Histograma del ingreso per cápita familiar
México, 2006

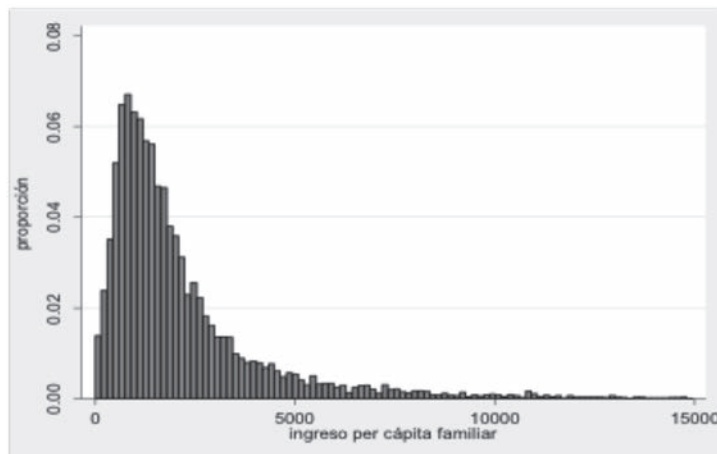


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.
Nota: 100 intervalos.

Como medida ilustrativa, el resultado es algo frustrante. El ingreso máximo reportado en la encuesta de hogares de México en 2006 es casi 200000 pesos mexicanos mensuales, por lo que el eje horizontal debe llegar hasta ese valor. Al dividir el soporte de la distribución en 100 intervalos, el primero abarca de 0 a 2000, pero resulta que en México 2006 ¡más del 60% de la población tiene ingresos en ese intervalo! Como consecuencia, el histograma muestra una barra alta en el primer segmento, barras mucho más bajas en los cinco siguientes y luego barras imperceptibles. La larga “cola” derecha de la distribución en México vuelve al histograma poco útil en términos visuales.

Una posibilidad para aliviar este problema es restringir el soporte. Repitamos el histograma para ingresos inferiores a 15000, lo cual deja afuera al 1% más rico de los mexicanos captados en la encuesta. En este caso el histograma se vuelve más claro (figura 2.3). Nótese que pese al truncamiento de ingresos superiores, la forma de la distribución es claramente asimétrica, inclinada a la derecha y con una cola superior larga.

Figura 2.3
Histograma del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

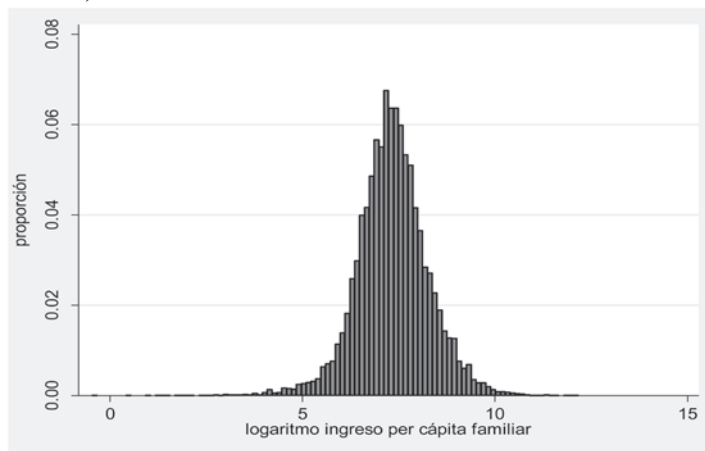
Nota 1: Ingresos restringidos a valores inferiores a 15000.

Nota 2: 100 intervalos.

Una práctica usual en el análisis distributivo es comprimir la escala de medición de los ingresos mediante alguna transformación que no altere el ordenamiento, típicamente la logarítmica. La figura 2.4 reproduce el histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar en México. Al comprimir la escala todas las observaciones pueden ser incluidas en el gráfico, sin que este se degenera.¹¹ Una posible desventaja es que, al aplicar la transformación logarítmica, la asimetría positiva de la distribución ya no se visualiza en el gráfico.

¹¹ Al tratarse de una escala logarítmica, el valor 5 en el eje horizontal corresponde a \$148.4, mientras que el 10 corresponde a \$22026.5.

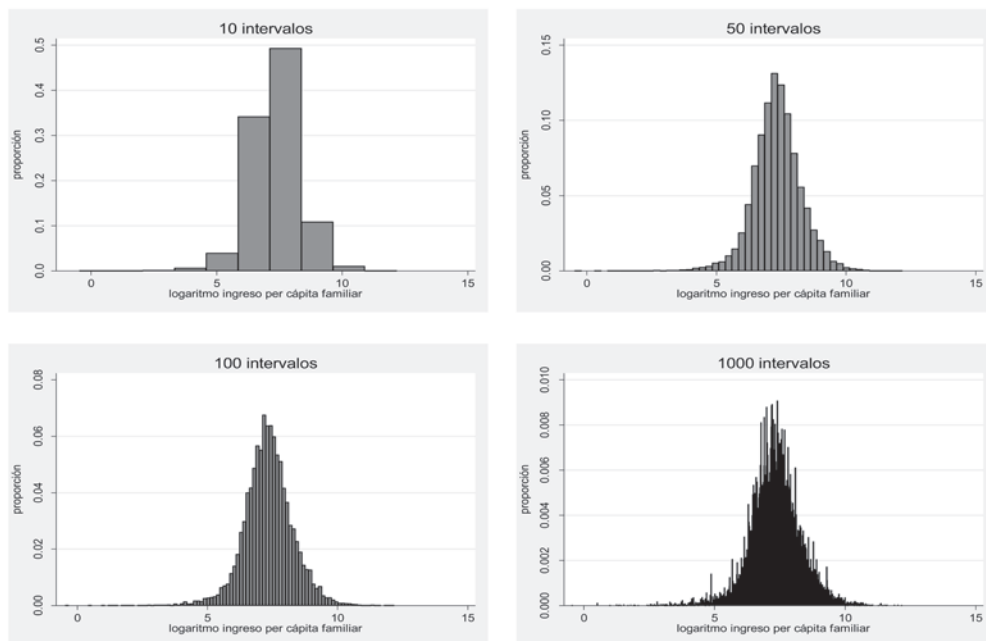
Figura 2.4
Histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.
Nota: 100 intervalos.

La construcción de histogramas implica definir de antemano la cantidad de intervalos, o alternativamente el ancho de cada uno. La siguiente figura ilustra las complicaciones asociadas a esta elección. La misma presenta cuatro versiones del gráfico para un número variable de intervalos. Nótese que un intervalo excesivamente grande (es decir, un número pequeño de barras) provoca pocos saltos en el histograma, pero tiende a diferir notoriamente con respecto a la distribución verdadera, al agrupar en una misma barra a observaciones con valores muy diferentes. En el otro extremo, una elección de intervalos muy pequeños representa mejor a los verdaderos datos, pero al costo de un gráfico con muchos saltos. Se trata del *trade-off* entre precisión y volatilidad: cuanto menor es el intervalo, más precisa es la representación de los datos, pero a la vez menos útil, dado que se reproduce toda la variabilidad de la información original y la representación se vuelve confusa. El histograma se parece cada vez más a la distribución real, pero cumple cada vez menos con su función simplificadora.

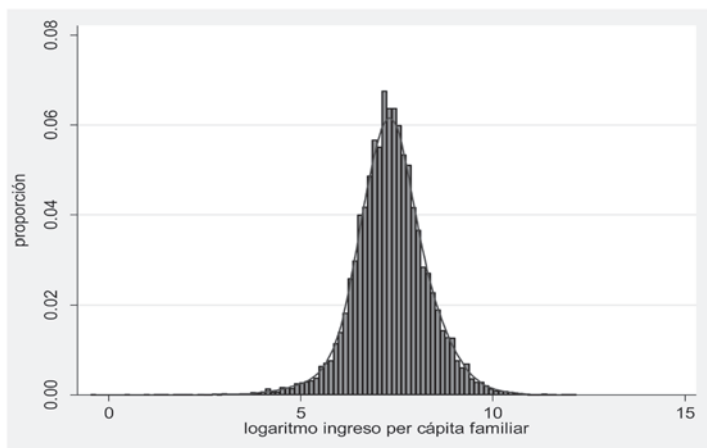
Figura 2.5
Histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

La figura 2.6 muestra, además del histograma, una versión “suavizada” del mismo en línea continua. Técnicamente, estos “histogramas suavizados” son estimaciones no paramétricas por el método de *kernels* de la función de densidad, en este caso del logaritmo del ingreso per cápita familiar. En la próxima sección presentaremos a las funciones de densidad y los métodos no paramétricos para estimarlas.

Figura 2.6
Histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar
y estimación de la función de densidad por *kernels*
México, 2006



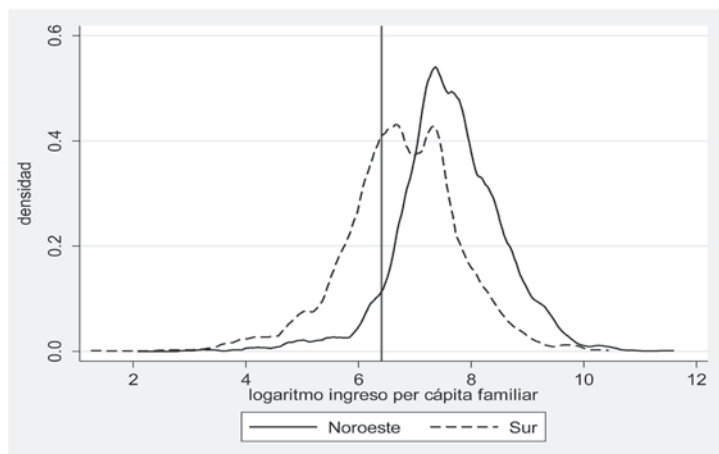
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.
Nota: 100 intervalos.

Una de las ventajas de estos “histogramas suavizados” es facilitar las comparaciones, ya que resulta incómodo superponer dos histogramas reales. La figura 2.7 ilustra los “histogramas suavizados” de la distribución del ingreso per cápita familiar (en logaritmos) en dos regiones de México: el Noroeste y el Sur. Las dos distribuciones son claramente diferentes. La distribución del Sur está desplazada a la izquierda, lo que sugiere que en general los individuos de esa región tienen menores ingresos que en el Noroeste. De hecho, el ingreso per cápita promedio en el Sur es menos de la mitad que en el Noroeste.

La línea vertical del gráfico marca la línea de pobreza internacional de USD 2.5 por día por persona para México (en logaritmos). Si recordamos que un histograma presenta frecuencias relativas, es intuitivamente claro que a la izquierda de la línea de pobreza hay más individuos, en proporción a la población de cada región, en el Sur que en el Noroeste.¹²

¹² La proporción de personas por debajo de la línea de USD 2.5 resulta ser 34.5% en el Sur y 9.3% en el Noroeste.

Figura 2.7
Estimaciones por *kernels* de las funciones de densidad del logaritmo del ingreso per cápita familiar
Regiones Noroeste y Sur de México, 2006



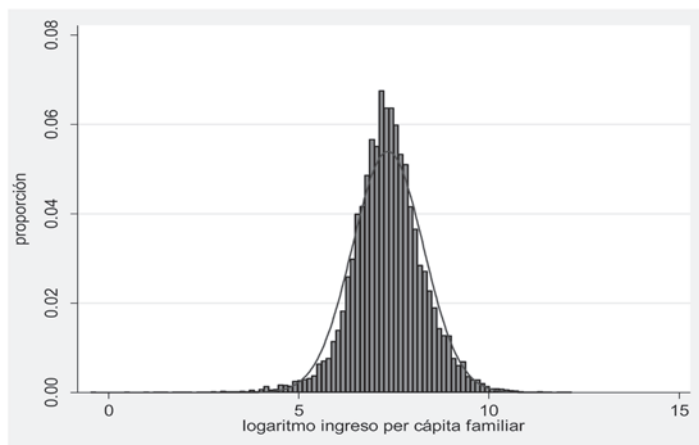
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

Nota: La línea vertical marca la línea de pobreza internacional de USD 2.5 por día por persona para México (en logaritmos).

El histograma suavizado del Sur está más “aplanado” que el del Noroeste, lo que es señal de mayor dispersión. En el Noroeste la mayor parte de las observaciones se concentran en un rango más estrecho de ingresos, lo que sugiere una menor dispersión en los datos, que va asociada a una menor desigualdad. Vamos a dedicar una gran parte de este libro a definir y medir pobreza y desigualdad, pero intuitivamente podemos inferir a partir de la figura 2.7 que el Sur de México es una región con más pobreza y más desigual que el Noroeste.

Algunos lectores habrán notado que los histogramas del logaritmo del ingreso se parecen al que resulta de una distribución normal (o Gaussiana). En la figura 2.8 repetimos el histograma resultante de tomar 100 intervalos, junto al gráfico de una distribución normal con media y varianza idénticas a las de los datos reales. La función normal se asemeja al histograma, pero no es igual. ¿Es posible asumir que el logaritmo del ingreso se ajusta a una distribución normal? Volveremos sobre este punto en la sección 2.7 de este capítulo.

Figura 2.8
Histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar
y distribución normal
México, 2006

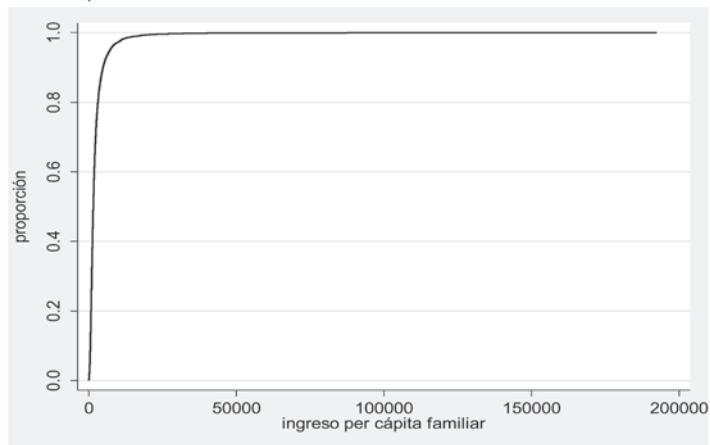


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.
Nota: 100 intervalos.

2.3.2. Función de distribución

Una manera alternativa de graficar una distribución es a través de su función de distribución acumulada (FDA), usualmente llamada simplemente función de distribución. La FDA grafica la proporción de personas con ingresos menores a cada valor del soporte de la distribución marcado en el eje horizontal. La FDA comienza en el origen de coordenadas. En el otro extremo, para todo valor mayor al ingreso más alto de la muestra la FDA es 1. La figura 2.9 muestra la FDA de México 2006.

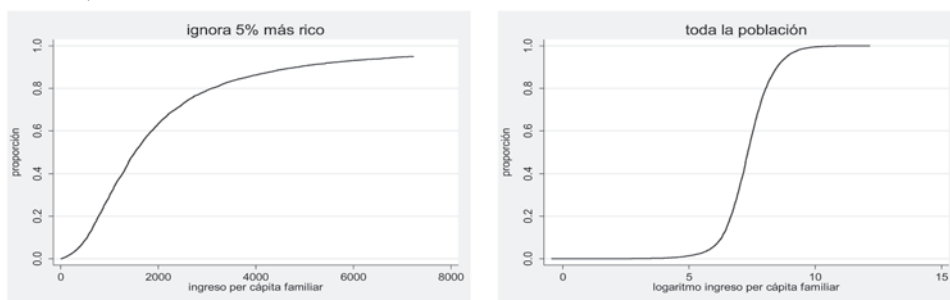
Figura 2.9
Función de distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

Nuevamente, la cola superior larga de la distribución vuelve al gráfico poco útil. Para aliviar este problema las alternativas son o bien truncar los valores superiores del ingreso, o trabajar en logaritmos. La figura 2.10 muestra ambas alternativas.

Figura 2.10
Función de distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006



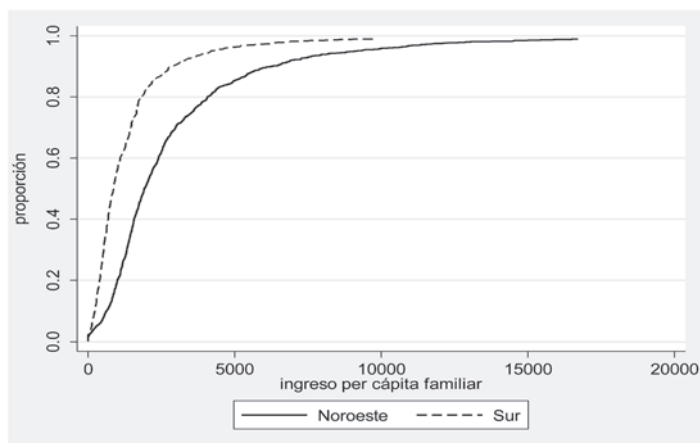
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

La FDA es una función no decreciente en los ingresos, con saltos en cada punto donde observamos ingresos. De cualquier forma, dado el gran número de observaciones en una encuesta de hogares típica, gráficamente la función de distribución parece ser suave.

Es fácil ubicar los cuantiles sobre la base de la FDA, marcando una proporción en el eje vertical e identificando el cuantil correspondiente en el horizontal. Por ejemplo, para ubicar la mediana debe marcarse el valor 0.5 en el eje vertical y leer el valor correspondiente implicado por la FDA en el eje horizontal (técnicamente, la preimagen de la FDA).

Las funciones de distribución son instrumentos muy útiles para evaluar pobreza. La figura 2.11 muestra las FDA del ingreso per cápita familiar en el Noroeste y el Sur de México. Nótese que la función de distribución del Sur está siempre por arriba de la del Noroeste. En la jerga estadística se dice que la FDA del Noroeste domina en sentido estocástico de primer orden a la FDA del Sur. Fijemos la línea de pobreza en cualquier valor arbitrario en el eje horizontal. Es sencillo ver que la proporción de personas con ingresos inferiores a ese nivel es siempre más grande en el Sur que en el Noroeste. El hecho que la FDA del Sur esté siempre por arriba garantiza que la tasa de pobreza es mayor en esa región, para cualquier línea de pobreza. Este es un resultado muy importante que examinaremos con más detalle en el capítulo 4.

Figura 2.11
Función de distribución del ingreso per cápita familiar
Noroeste y Sur de México, 2006



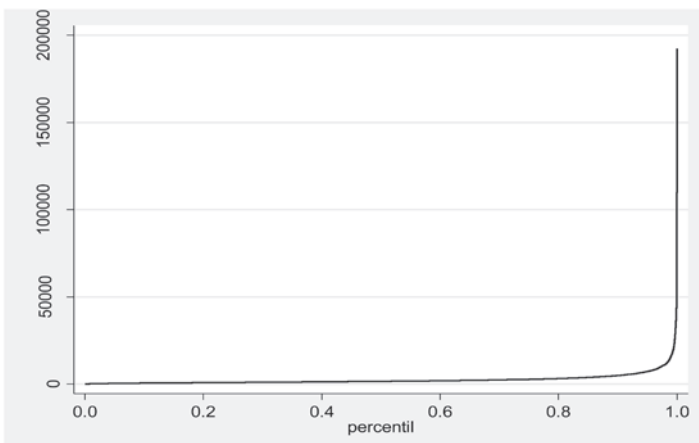
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

2.3.3. El desfile de los enanos y unos pocos gigantes

Pueden seguir leyendo; el título no pertenece a otro libro. El “desfile de los enanos y unos pocos gigantes” es el nombre de un gráfico propuesto por Pen (1973) para visualizar distribuciones. La motivación de Pen para esta ilustración es la siguiente. Supongamos que ordenamos a toda la población de acuerdo con sus ingresos de forma ascendente –del más

pobre al más rico— y hacemos que la altura de cada persona coincida con su ingreso. Ahora nos subimos a un estrado y hacemos desfilar a la población así ordenada. ¿Qué forma se va gestando a medida que transcurre el desfile? La figura 2.12 muestra el desfile para el caso mexicano. Más concretamente, la curva de Pen muestra el ingreso correspondiente a cada cuantil de la distribución.

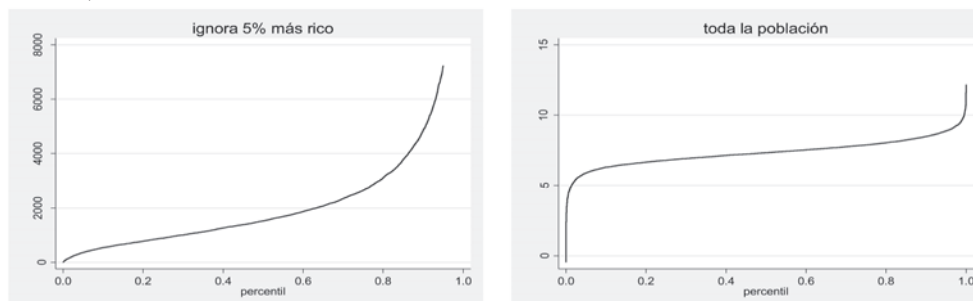
Figura 2.12
Gráfico de Pen
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

El gráfico se mantiene visualmente casi horizontal hasta los últimos percentiles donde crece enormemente: es un desfile de enanos y unos pocos gigantes. La forma de este gráfico es consecuencia, una vez más, de la cola superior larga de las distribuciones. La figura 2.13 se vuelve más legible al eliminar al 5% más rico de la población, o al trabajar con el ingreso en logaritmos.

Figura 2.13
Gráfico de Pen
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

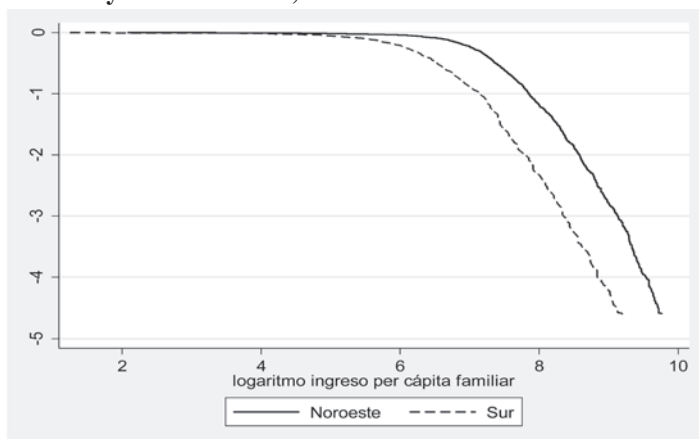
Nótese que, pese a lo interesante de la motivación, la curva de Pen no agrega información respecto de la FDA. De hecho, se trata de la propia FDA, pero graficada con los ejes invertidos.

2.3.4. El diagrama de Pareto

Este gráfico muestra para cada valor del ingreso x el porcentaje de la población que recibe ingresos superiores a ese valor x , en una escala doble logarítmica. El cambio de escala genera una suerte de *zoom* óptico sobre los estratos de mayores ingresos, permitiendo un examen más detallado de esa parte de la distribución.

La figura 2.14 presenta el diagrama de Pareto para el Noroeste y Sur de México. El eje horizontal muestra el ingreso en logaritmos, mientras que el eje vertical mide la proporción de personas con ingreso superior a x en logaritmos. El valor 0 en ese eje corresponde al total de la población ya que $\ln(1)=0$, mientras que el -4, por ejemplo, a menos del 2% más rico de la población, ya que $\ln(0.0184)=-4$. En el ejemplo la proporción de personas con ingresos mayores a un determinado valor en la cola superior del soporte de la distribución es siempre más alta en el Noroeste que en el Sur de México.

Figura 2.14
Diagrama de Pareto del ingreso per cápita familiar
Noroeste y Sur de México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

Nota: El eje horizontal muestra el ingreso en logaritmos, mientras que el eje vertical mide la proporción de personas con ingreso superior a x en logaritmos.

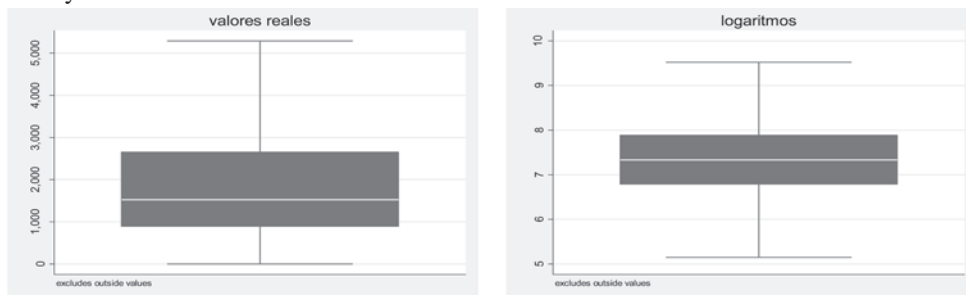
2.3.5. Box-Plot

Otro gráfico interesante para describir una distribución es el *box-plot* o diagrama de caja. El gráfico presenta una caja (*box*) cuyo lado inferior se corresponde con el primer cuartil y el superior con el tercer cuartil, de modo que la altura de la caja mide el rango intercuartílico. La línea horizontal dentro de la caja es la mediana. Del lado superior de la caja sale una línea vertical, cuyo extremo superior indica el valor máximo de la distribución. En forma análoga, la línea debajo de la caja tiene como punto extremo inferior al valor mínimo. El gráfico de *box-plot* suele construirse eliminando las observaciones extremas (*outliers*)¹³ La figura 2.15 muestra el *box-plot* de la distribución del ingreso per cápita familiar de México 2006, tanto con los valores originales, como transformados en logaritmos.

¹³ Algunas versiones de este tipo de gráfico reemplazan los extremos inferiores y superiores del diagrama por cuantiles extremos (por ejemplo, 0.05 y 0.95).

Figura 2.15
Box-plot
Distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006

Excluyendo valores extremos

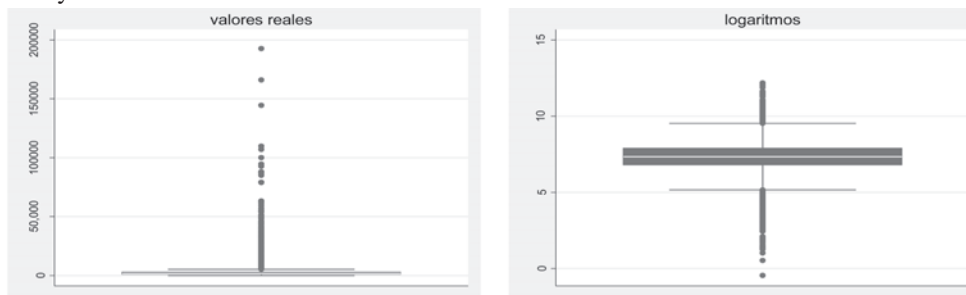


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

La figura 2.16 incluye los valores extremos y los marca con puntos. Una vez más, el gráfico en valores reales se hace difícil de leer, a diferencia del gráfico en logaritmos.

Figura 2.16
Box-plot
Distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006

Incluyendo valores extremos



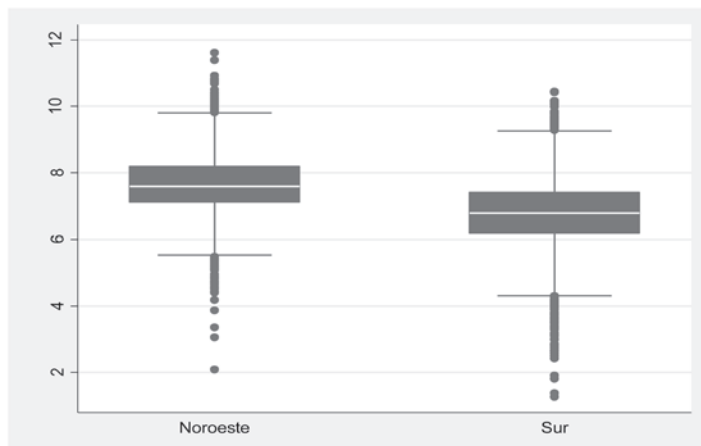
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

El *box-plot* es una forma gráfica de resumir el rango de los ingresos, su tendencia central (medida por la mediana) y la dispersión, medida por el rango intercuartílico. De la figura 2.17 surge que en el Noroeste mexicano los ingresos son en general más altos y menos dispersos que en el Sur.

Figura 2.17

Box-plot

**Distribución del logaritmo del ingreso per cápita familiar
Noroeste y Sur de México, 2006**

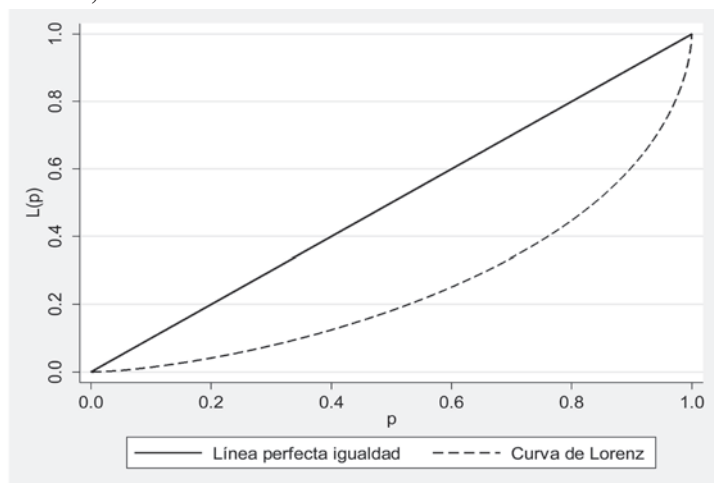


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

2.3.6. Curva de Lorenz

Esta curva, introducida por Lorenz (1905), es una de las formas gráficas más utilizadas para estudiar desigualdad. La curva se grafica en una caja de dimensiones 1x1, donde el eje horizontal indica la proporción p de personas de menores ingresos en la población. Por ejemplo, un valor $p = 0.12$ hace referencia al 12% más pobre de la población. La curva de Lorenz grafica en el eje vertical el porcentaje acumulado del ingreso correspondiente al p por ciento más pobre de la población. La figura 2.18 ilustra la curva de Lorenz para México 2006. El gráfico indica, por ejemplo, que el 40% de la población con menores ingresos reúne poco más del 10% del ingreso nacional total.

Figura 2.18
Curva de Lorenz
Distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente:Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

Nota: p = porcentaje acumulado de la población de menores ingresos;

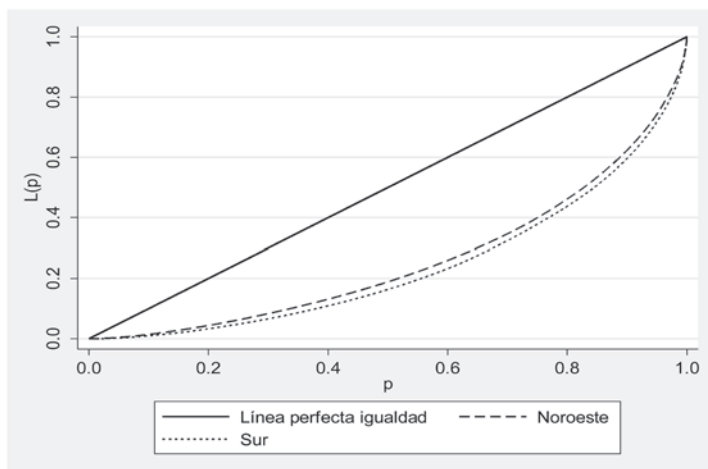
$L(p)$ = curva de Lorenz.

Nótese que si todas las personas tuvieran exactamente el mismo ingreso, la curva de Lorenz coincidiría con la recta de 45°. Por esta razón, la diagonal de la caja recibe el nombre de *línea de perfecta igualdad* y proporciona una base útil para la comparación. En el otro extremo, si el ingreso fuera cero para toda la población, excepto para un individuo (que entonces sería quien concentra todo el ingreso), la curva de Lorenz coincidiría con los laterales inferior y derecho de la caja.

Es fácil observar las siguientes propiedades de la curva de Lorenz. Si se trata de magnitudes positivas (como el caso de los ingresos) la curva comienza en el punto (0,0), es no decreciente y termina en el punto (1,1). La curva de Lorenz es homogénea de grado cero en los ingresos, implicando que si todos los ingresos se duplican (o se multiplican por cualquier otro escalar positivo) la curva permanece inalterada. Finalmente, la curva de Lorenz no puede estar por arriba de la línea de perfecta igualdad ni, naturalmente, por debajo de la curva de completa desigualdad.

Es fácil intuir que cuanto más alejada de la línea de perfecta igualdad esté la curva de Lorenz, más desigual resultará la distribución. La figura 2.19 muestra la curva de Lorenz de dos regiones en México, sugiriendo una distribución del ingreso más desigual en el Sur que en el Noroeste. El capítulo 6 trata la relación entre las curvas de Lorenz y la desigualdad con más detalle.

Figura 2.19
Curva de Lorenz
Distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

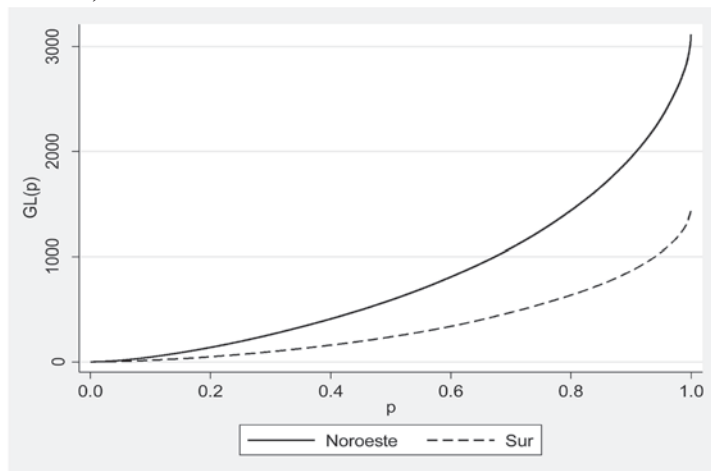
Nota: p = porcentaje acumulado de la población de menores ingresos;

$L(p)$ = curva de Lorenz.

Curva generalizada de Lorenz

Esta generalización consiste en multiplicar la curva de Lorenz por la media de la distribución. Gráficamente se obtiene a través de una expansión μ veces de la curva de Lorenz. En consecuencia, la curva generalizada de Lorenz muestra el ingreso acumulado en el $p\%$ más pobre de la población, sobre el número de personas N . Esta curva parte del origen de coordenadas y llega hasta el punto $(1, \mu)$. Como veremos en los capítulos 6 y 7, mientras que la curva de Lorenz se emplea para estudiar desigualdad, la generalizada de Lorenz es muy útil para analizar bienestar agregado. La figura 2.20 muestra que la curva del Noroeste de México está por encima de la del Sur, denotando un nivel de bienestar superior.

Figura 2.20
Curva generalizada de Lorenz
Distribución del ingreso per cápita familiar
México, 2006



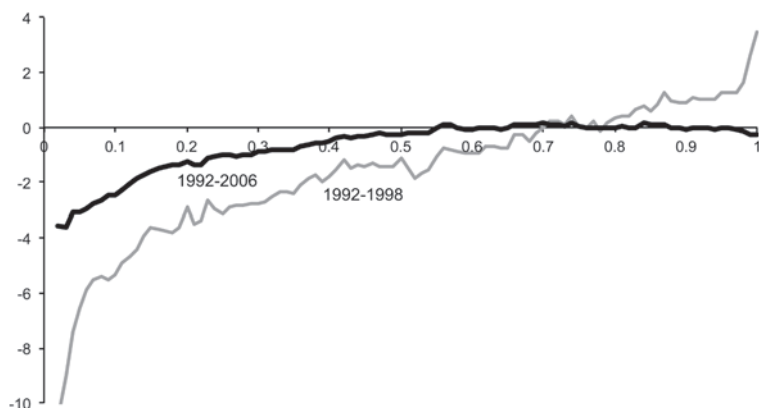
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.
 Nota: p = porcentaje acumulado de la población de menores ingresos;
 $GL(p)$ = curva generalizada de Lorenz.

2.3.7. Distribuciones en movimiento

Las distribuciones van cambiando en el tiempo, lo cual introduce una nueva dimensión en el análisis –la temporal–, volviéndolo a la vez más interesante y complicado. La dinámica distributiva será analizada en varios puntos del libro. En este apartado comenzamos por presentar algunos instrumentos gráficos. Uno de los más útiles y sencillos es la curva de incidencia del crecimiento (*growth-incidence curve*). Se trata simplemente de graficar en el eje vertical la tasa de crecimiento –o alternativamente el cambio proporcional– del ingreso real (es decir, a precios constantes) en un período de tiempo en cada uno de los cuantiles de la distribución.

Figura 2.21

**Curvas de incidencia del crecimiento del ingreso per cápita familiar
Argentina, 1992-1998 y 1992-2006**



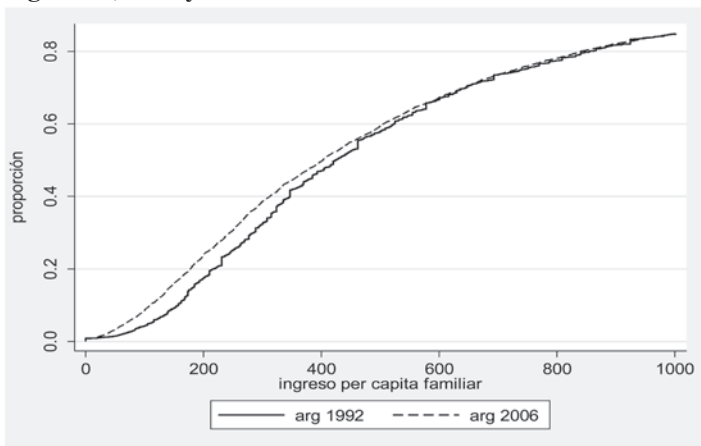
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.

Nota: tasas de crecimiento anuales del ingreso per cápita familiar en términos reales para cada percentil de la distribución.

Dejemos el ejemplo de México y tomemos el caso de Argentina para ilustrar cambios distributivos. La figura 2.21 muestra que la curva de incidencia del crecimiento de ese país del Cono Sur para el período 1992-2006 está completamente por debajo del eje horizontal hasta el percentil 55 y luego casi coincide con ese eje. Es claro que de acuerdo con este gráfico la pobreza de ingresos absoluta aumentó en Argentina durante ese período (a menos que se fijen líneas de pobreza muy altas). Otra característica de las curvas de incidencia de la figura 2.21 es que son crecientes. Esta “pendiente” positiva implica caídas proporcionales del ingreso más grandes a medida que vamos descendiendo hacia estratos más pobres de la distribución. Es claro que la desigualdad de ingresos debe haber aumentado en Argentina, en particular entre 1992 y 1998.

Las tres figuras siguientes ilustran los cambios distributivos con gráficos conocidos. La 2.22 muestra la función de distribución y sugiere también caída de ingresos y aumento de la pobreza entre 1992 y 2006.

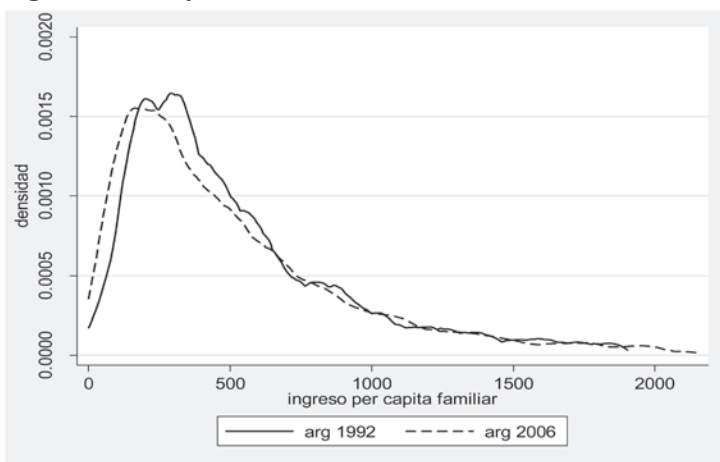
Figura 2.22
Funciones de distribución del ingreso per cápita familiar
Argentina, 1992 y 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.

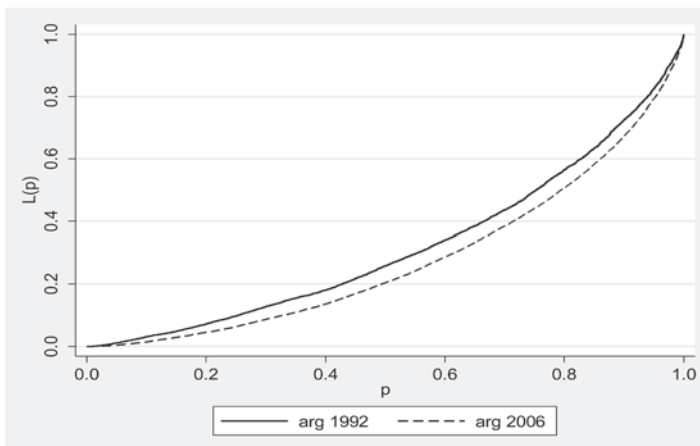
La figura 2.23 es clara al indicar el corrimiento horizontal hacia la izquierda de la función de densidad del ingreso, y por ende el aumento en la pobreza, mientras que las curvas de Lorenz de la figura 2.24 son sugerentes del aumento de la desigualdad.

Figura 2.23
Funciones de densidad del ingreso per cápita familiar
Argentina, 1992 y 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.

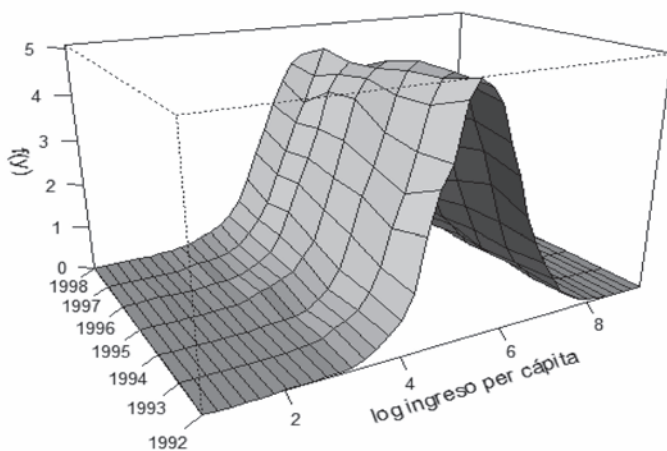
Figura 2.24
Curvas de Lorenz del ingreso per cápita familiar
Argentina, 1992 y 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.
 Nota: p = porcentaje acumulado de la población de menores ingresos; $L(p)$ = curva de Lorenz.

Es posible presentar varias funciones de densidad en un gráfico de tres dimensiones, aunque su lectura no siempre es sencilla. La figura 2.25 muestra las densidades anuales de la distribución del ingreso per cápita familiar en Argentina entre 1992 y 1998, sugiriendo un progresivo aumento de la dispersión de ingresos.

Figura 2.25
Funciones de densidad del ingreso per cápita familiar
Argentina, 1992 a 1998



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.
 Nota: $f(y)$ = función de densidad del ingreso per cápita familiar.

Las representaciones gráficas son útiles para visualizar una distribución, compararla con otras y evaluar sus cambios en el tiempo. Es altamente recomendable comenzar todo análisis distributivo desplegando un conjunto de ilustraciones como las presentadas en esta sección. En ocasiones, un gráfico es todo lo que necesitamos para acompañar un argumento. A menudo, sin embargo, pretendemos una evaluación más detallada de alguna característica de la distribución, o buscamos cuantificar diferencias con otras distribuciones o cambios temporales. Para estos casos es necesario ir más allá de una simple representación gráfica y trabajar una distribución en términos analíticos, para lo cual debemos pedir ayuda a las matemáticas. En el resto de este capítulo el enfoque analítico ocupa un lugar central. El lector no especializado puede saltar las secciones siguientes, aunque es recomendable que haga el esfuerzo ahora para aprovechar plenamente luego todo el material del resto del libro.

2.4. Funciones continuas

Aunque en la realidad los datos disponibles son discretos, a menudo es útil trabajar con las versiones analíticas continuas de las funciones y gráficos presentados en la sección anterior.

2.4.1. Funciones

La versión suave del histograma es la *función de densidad* $f(x)$. Para un valor infinitesimal dx , $f(x)dx$ es la proporción de individuos cuyos ingresos pertenecen al intervalo $[x, x+dx]$. Consideremos los niveles de ingresos x_1 y x_2 . El hecho que $f(x_1)$ sea mayor que $f(x_2)$ indica que la probabilidad de encontrar ingresos en un intervalo pequeño alrededor de x_1 es mayor que alrededor de x_2 , es decir, hay relativamente más personas con ingresos similares a x_1 que a x_2 .

Dado que, en general, se consideran solo ingresos no negativos, la convención es trabajar en el soporte $[0, \infty)$. La función de densidad $f(x)$ de los ingresos tiene dos propiedades básicas:

$$(2.7) \quad f(x) \geq 0; \quad \int_0^{\infty} f(x)dx = 1$$

A partir de la función de densidad es posible definir algunas de las medidas resumen discutidas anteriormente. Por ejemplo, la media es:

$$(2.8) \quad \mu = \int_0^{\infty} xf(x)dx$$

y la varianza:

$$(2.9) \quad V = \int_0^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) dx$$

El ingreso acumulado entre dos valores a y b , una magnitud a usar extensamente en el libro, es igual a

$$(2.10) \quad N \int_a^b x f(x) dx$$

donde N es el total de la población. La función de distribución $F(x)$ o función de densidad acumulada (FDA), que indica la proporción de observaciones hasta un determinado valor del ingreso x , es la integral de la función de densidad hasta ese valor x .

$$(2.11) \quad F(x) = \int_0^x f(s) ds$$

En consecuencia,

$$(2.12) \quad f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$$

La función de distribución permite definir con facilidad los distintos cuantiles o percentiles. El percentil p de la distribución es el valor del ingreso x_p tal que¹⁴

$$(2.13) \quad F(x_p) = p$$

Por ejemplo, la mediana es el valor del ingreso para el cual F es igual a 0.5, y el primer decil el valor para el que F es igual a 0.1.

La curva de Pen asociada a la distribución F (recordar el “desfile de los enanos”) puede escribirse como

$$(2.14) \quad Q(F, p) = \min\{x / F(x) \geq p\}$$

es decir, el ingreso que le corresponde a la persona en la posición p de la distribución.

La curva de Lorenz puede escribirse en términos continuos como

$$(2.15) \quad L(p) = \frac{\int_0^y x f(x) dx}{\mu}, \text{ con } p = F(y)$$

¹⁴ Nótese que acá estamos aludiendo a los percentiles como observaciones singulares y no en la acepción alternativa de grupos de observaciones.

Para interpretar esta ecuación nótese que y es el valor tal que el p por ciento de la población tiene ingresos menores a este valor. Ahora, por analogía con (2.10) nótese que

$$(2.16) \quad N \int_0^y x f(x) dx$$

es el ingreso acumulado desde la persona más pobre hasta aquella con ingreso y . Luego $L(p)$ definido arriba resulta ser el porcentaje del ingreso total acumulado en el p por ciento más pobre de la población.

De la definición de $L(p)$ es simple ver que $L(0)=0$ y $L(1)=1$. Derivando y asumiendo $f(y) > 0$ se llega a

$$(2.17) \quad \frac{\partial L(p)}{\partial p} = \frac{\partial L(p)}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial p} = \frac{y f(y)}{\mu} \frac{1}{f(y)} = \frac{y}{\mu} \geq 0$$

La pendiente de la curva de Lorenz es positiva (o cero para ingresos nulos). Derivando una vez más respecto de p ,

$$(2.18) \quad \frac{\partial^2 L(p)}{\partial p^2} = \frac{1}{\mu} \frac{1}{f(y)} \geq 0$$

lo que indica que la curva de Lorenz es convexa. Dado que la curva parte del origen y llega al punto (1,1), y que es creciente y convexa, entonces se concluye que ningún punto de esa curva puede estar más allá de la recta de 45 grados en una caja de dimensiones 1x1. Nótese adicionalmente de (2.15) que la curva de Lorenz es homogénea de grado cero en los ingresos; un cambio en la escala de medición de los ingresos no modifica la ubicación de la curva.

Es posible obtener la función de distribución a partir de conocer su media μ y su curva de Lorenz $L(p)$. Denotando con $L'(p)$ a la pendiente de la curva de Lorenz y recordando que $p=F(y)$

$$(2.19) \quad L'(F(y)) = \frac{y}{\mu}$$

por lo que

$$(2.20) \quad F(y) = L^{-1} \left(\frac{y}{\mu} \right)$$

donde la potencia -1 indica la inversa de la función. De (2.20), conociendo la media μ y la pendiente de la curva de Lorenz en cada punto, podemos rescatar la función de distribución de los ingresos original.

Recordemos que la curva generalizada de Lorenz indica el ingreso acumulado por el $p\%$ más pobre de la población dividido por el tamaño de la población N . Formalmente,

$$(2.21) \quad GL(p) = \int_0^y xf(x)dx, F(y) = p$$

Nótese que si multiplicamos por N esta expresión el numerador indica el ingreso acumulado hasta el percentil p de la distribución. Si multiplicamos y dividimos (2.21) por la media de la distribución,

$$(2.22) \quad GL(p) = \mu \int_0^y \frac{xf(x)}{\mu} dx = \mu L(p)$$

La curva generalizada de Lorenz no es más que una expansión μ veces de la curva de Lorenz. Es fácil entonces ver que GL comienza en el punto $(0, 0)$ y termina en $(1, \mu)$ y que su pendiente es

$$(2.23) \quad \frac{\partial GL(p)}{\partial p} = \mu \frac{\partial L(p)}{\partial p} = \mu \frac{y}{\mu} = y$$

2.4.2. Gráficos

Mientras que los gráficos de $F(x)$, $Q(F, p)$, $L(p)$ o $GL(p)$ no ofrecen complicaciones y son una extensión natural de sus versiones discretas, la ilustración de $f(x)$ es, quizás sorprendentemente, complicada. Un histograma es ciertamente una forma de graficar la función de densidad $f(x)$, aunque rudimentaria, ya que supone una distribución uniforme dentro de cada intervalo, lo que genera saltos discretos en el gráfico. En lo que sigue discutiremos una estrategia para construir una representación más suave de la densidad, la cual adicionalmente permite ilustrar y aproximar con mayor precisión el problema de la elección del tamaño de los intervalos, mencionado en la sección anterior. Dicha representación no paramétrica, denominada método de núcleos o *kernels*, puede ser apropiadamente vista como una generalización de la noción de histograma.

A partir de (2.12) la función de densidad en un punto x_0 es

$$(2.24) \quad f(x_0) = \left. \frac{dF(x)}{dx} \right|_{x_0}$$

Consecuentemente, recurriendo a la definición de derivada en un punto, vale la siguiente aproximación

$$(2.25) \quad f(x_0) \cong \frac{F(x_0 + h) - F(x_0 - h)}{2h}$$

donde $h > 0$. Naturalmente, esta aproximación tiende a ser exacta cuando h tiende a 0. Ahora, nótese que $F(x_0+h)-F(x_0-h)$ es la proporción de observaciones con valores de ingreso entre x_0-h y x_0+h . Ese valor dividido por $2h$ es una aproximación de $f(x_0)$. Lo que hemos realizado no difiere sustancialmente de un histograma. Gráficamente, comenzamos fijando un punto x_0 , luego construimos un intervalo alrededor de este punto (x_0-h, x_0+h) de ancho $2h$ y luego procedimos a calcular la proporción de observaciones que caen en este intervalo, normalizando por el ancho del mismo. A fines de construir un gráfico para toda la función de densidad podríamos repetir la estrategia anterior en una grilla de puntos (no necesariamente equiespaciada ni coincidente con los ingresos de nadie en la muestra).

El parámetro h , que cumple un rol fundamental en esta estrategia, es llamado “ancho de banda”. La elección de este parámetro conlleva el mismo *trade-off* entre precisión y volatilidad comentado arriba para el caso del histograma. Cuanto menor es h , más precisa es la representación de los datos, pero vuelve el gráfico muy volátil y por consiguiente poco útil. La elección de un ancho de banda adecuado es, de hecho, el problema más delicado a resolver a la hora de utilizar este método. Existen varias estrategias a seguir para resolver este problema, pero ninguna de ellas ofrece una solución mecánica y confiable. Siguiendo a Deaton (1997), la recomendación práctica es explorar con varios anchos de banda, comenzando con uno muy pequeño y terminando con uno muy grande, a fines de ilustrar la ganancia (suavidad) y la pérdida (precisión).

El método de *kernels* nos ayuda a obtener estimaciones de $f(x)$ en cada punto. Para entender como funciona, en primer lugar nótese que, si una observación x_i cae en el intervalo entre x_0-h y x_0+h , entonces

$$(2.26) \quad \left| \frac{x_i - x_0}{h} \right| < 1$$

Luego, un estimador de $f(x)$ puede ser reescrito de la siguiente forma

$$(2.27) \quad \hat{f}(x_0) = \frac{1}{N2h} \sum_{i=1}^N 1 \left[\left| \frac{x_i - x_0}{h} \right| < 1 \right]$$

La función $1[\cdot]$ indica con 1 a todas las observaciones que caen dentro del intervalo y con 0 a aquellas que no. Consecuentemente, la sumatoria es igual a la cantidad de observaciones que caen dentro del intervalo. La fórmula anterior puede ser reexpresada de la siguiente forma:

$$(2.28) \quad \hat{f}(x_0) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{h} K \left[\frac{x_i - x_0}{h} \right]$$

donde $K[(x_i - x_0)/h] = \frac{1}{2} \mathbb{1}[|(x_i - x_0)/h| < 1]$. La función $K(\cdot)$ recibe el nombre de *kernel* y es interesante observar su papel. En cierto sentido, el *kernel* redefine cuán lejos está una observación x_i de un valor x_0 . El *kernel* utilizado en este caso, llamado *kernel* rectangular, lo hace de una forma peculiar y discontinua: al asignarle valor 1 a todas las observaciones que caen en el intervalo $x_0 \pm h$, sugiere una noción discontinua de distancia, donde “cerca” están todas las observaciones indicadas con 1 por el *kernel* (las que caen dentro del intervalo), y “lejos” todas las indicadas con 0 (las que caen fuera). El parámetro que controla esta noción de “cerca” o “lejos” es h : cuanto más grande es este valor, mayor es el intervalo alrededor del punto x_0 y consecuentemente más observaciones son consideradas como “cercanas” por el *kernel*.

Existen varias alternativas al *kernel* rectangular discutido anteriormente. Definamos $v = (x_i - x_0)/h$. El *kernel* gaussiano está dado por

$$(2.29) \quad K(v) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}v^2}$$

Hay que notar que, en este caso, el *kernel* va otorgando importancia suavemente decreciente a las observaciones lejanas de x_0 . Otros ejemplos son el *kernel* cuadrático o el triangular. Uno que recibe considerable atención en la práctica es el *kernel* de Epanichnikov

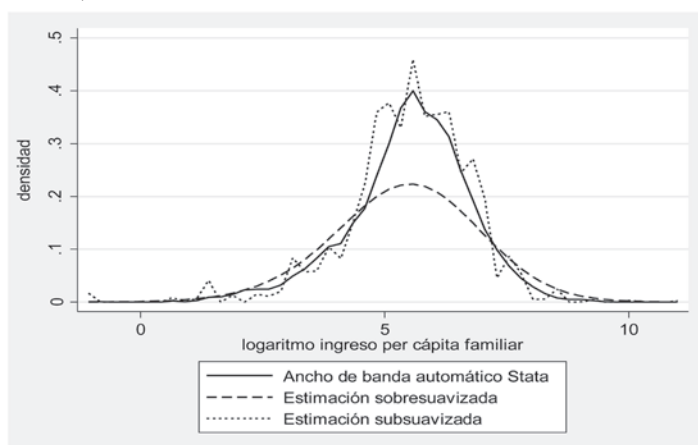
$$(2.30) \quad K(v) = \frac{3}{4}(1 - v^2), \text{ si } |v| \leq 1, \text{ y } 0 \text{ en caso contrario.}$$

En la práctica, la elección del ancho de banda h tiene mucho más impacto que la elección del *kernel*. La figura 2.26 ilustra el papel del ancho de banda, mostrando estimaciones no paramétricas alternativas de la densidad del logaritmo del ingreso per cápita familiar en Bolivia 2005, con *kernels* gaussianos. Se presentan tres estimaciones, para distintas elecciones de ancho de banda. Las estimaciones parecen sugerir la simetría de la distribución de los logaritmos de los ingresos. La estimación en trazo grueso es aquella calculada con el ancho de banda escogido automáticamente por Stata.¹⁵ La estimación con un ancho de banda pequeño es más errática, pero de cualquier manera tiende a sugerir la misma forma de la función de densidad que la producida por la estimación que surge al utilizar un ancho de banda intermedio. En el otro extremo, un ancho de banda exageradamente grande produce una estimación muy suave,

¹⁵ Este ancho de banda minimiza el error cuadrático medio integrado si la verdadera distribución fuera normal y se utilizara un *kernel* gaussiano.

que en ciertos tramos de ingresos difiere sistemáticamente de la intermedia. Nótese que, comparada con la intermedia, esta estimación demasiado suavizada sobreestima la densidad en los sectores de bajos y altos ingresos, y la subestima en el sector de ingresos medios.

Figura 2.26
Estimaciones no paramétricas de la función de densidad
Logaritmo del ingreso per cápita, anchos de banda alternativos
Bolivia, 2005



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la ECH.

2.5. El enfoque inferencial

Volvamos por un momento al ejemplo de Brasil del cuadro 2.1. Si el objetivo consistiese simplemente en caracterizar o resumir la información de ingresos de las 394560 personas relevadas por la encuesta, el enfoque descriptivo adoptado anteriormente alcanzaría. El análisis se torna más sofisticado (e interesante) al reconocer que estos datos son una muestra de una población más numerosa o general. El problema consiste ahora en aprender algo acerca de la población a través de la muestra. A modo de ejemplo, el ingreso promedio de los datos relevados por la encuesta PNAD es igual a 574.3 reales. La pregunta fundamental es cuán acertado es el valor 574.3 (la media muestral, observable) como estimación del ingreso medio de toda la población brasileña (la media poblacional, inobservable). Este tipo de problema constituye la esencia del enfoque inferencial y, en general, de la estadística: estudiar mecanismos que permitan aprender características poblacionales (su centro, dispersión, etc.) a partir de una muestra. Este enfoque requiere establecer un vínculo claro entre la población y la muestra, el cual es usualmente provisto en un marco probabilístico, que discutiremos brevemente a continuación.

El punto de partida es una variable aleatoria X , que en nuestro caso representa a alguna dimensión del bienestar individual y que por simplicidad pedagógica pensaremos nuevamente que es el ingreso. En este caso resulta conveniente representarlo a través de una variable aleatoria continua y positiva que toma valores en el intervalo real $[0, \infty)$. La función de *distribución acumulada* de dicha variable es $F(x): [0, \infty) \rightarrow [0, 1]$ tal que

$$(2.31) \quad F(x) = \text{pr}(X \leq x)$$

es decir, $F(x)$ indica la probabilidad de que la variable aleatoria X tome valores menores o iguales a un valor del soporte x .

Una muestra aleatoria de tamaño N , independiente e idénticamente distribuida (*iid*) de la variable aleatoria X consiste en una colección de N variables aleatorias X_1, X_2, \dots, X_N todas ellas independientes entre sí, y cada una de ellas distribuidas de la misma manera que X , es decir con función de distribución acumulada $F(x)$. Las realizaciones de esta muestra aleatoria son los datos de ingreso. En este contexto, cada uno de los ingresos efectivamente captados por la PNAD de Brasil es visto como una realización de una variable aleatoria que representa al ingreso de cada persona.

En la práctica la variable aleatoria X se intenta conocer a través de los datos de una muestra, típicamente en nuestro caso los microdatos de una encuesta de hogares. Definiremos a la función de distribución acumulada empírica $F_N(x)$ como la proporción de observaciones de ingresos en la muestra menores a x . El nexo entre $F(x)$ y su versión empírica $F_N(x)$ está dado por el Teorema Fundamental de la Estadística (Glivenko-Cantelli), que asegura que bajo condiciones generales, cuando el tamaño de la muestra crece indefinidamente

$$(2.32) \quad F_N(x) \rightarrow F(x)$$

donde \rightarrow denota convergencia en probabilidad. Este resultado es muy importante, por lo que merece una explicación adicional. La función de distribución acumulada $F(x)$ contiene toda la información necesaria para caracterizar a la variable aleatoria X : conociendo $F(x)$ es posible realizar todo tipo de cálculo probabilístico acerca de X . En la práctica $F(x)$ no es conocida, pero sí lo es $F_N(x)$, ya que esta última se obtiene directamente de los datos de la muestra disponible. Este resultado, entonces, nos garantiza que para muestras grandes no hay mayor problema en reemplazar $F(x)$ (desconocida) por $F_N(x)$ (conocida), ya que en dicho caso ambas son prácticamente indistinguibles.¹⁶ La distribución de ingresos muestral observable $F_N(x)$ constituye una estimación de la distribución poblacional $F(x)$ inobservable. Desde esta perspectiva, nuestros dibujos de la función de distribución acumulada de la sección 2.3 son estimaciones de la “verdadera” función de distribución acumulada, que solo

¹⁶ En la jerga estadística suele decirse que $F_N(x)$ es asintóticamente igual a $F(x)$.

podríamos dibujar si tuviésemos acceso a la información poblacional.¹⁷

Del mismo modo, las medidas resumen obtenidas de encuestas de hogares, es decir de muestras de una población, son en realidad estimaciones de conceptos poblacionales. De esta forma, la media o esperanza matemática de una variable aleatoria X , denotada con $E(X)$, puede ser estimada sobre la base de una muestra aleatoria *iid*, a través de la media muestral, que denotamos \bar{x} . A su vez, la varianza de una variable aleatoria, definida como $V(X) = E(X - E(X))^2$ puede ser estimada mediante la varianza muestral

$$(2.33) \quad S^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N - 1}$$

A menudo el interés recae en magnitudes simples como la proporción de ingresos debajo de un nivel determinado. Por ejemplo, la tasa de incidencia de la pobreza H puede expresarse como la probabilidad de que una persona u hogar tenga ingresos por debajo de un umbral z o línea de pobreza $H = pr(X < z)$. Esta magnitud puede ser estimada sobre la base de una muestra *iid* de ingresos simplemente como la proporción de individuos con ingresos inferiores a z .

Censos, muestras, poblaciones y superpoblaciones

En el uso coloquial de los términos “población” y “muestra” resulta cómodo pensar que el primero hace referencia a un conjunto de objetos y que el segundo es un subconjunto del mismo. En varios contextos esta caracterización provee una representación adecuada del fenómeno en cuestión. Sin embargo, para ciertos fines analíticos y prácticos hará falta una definición más certera y posiblemente sofisticada de las nociones de población y muestra.

Consideremos en primer lugar la definición más coloquial de estos conceptos, donde uno hace referencia a un subconjunto del otro. A modo de ejemplo, pensemos que es

¹⁷ Si bien es clara la distinción conceptual entre $F(x)$ y $F_N(x)$, en la práctica, y por simplicidad, se suele llamar directamente como función de distribución a la versión empírica observable.

posible relevar los ingresos mensuales de todas las personas de Chile en un momento determinado. Supongamos para facilitar el análisis que todas las personas relevadas ese día reportan su ingreso mensual (no hay no respuestas) y que lo hacen correctamente (no hay errores de medición). Esta colección de ingresos será nuestra población de referencia. Si este es nuestro interés (los ingresos mensuales de los individuos de Chile reportados a un censo relevado en un día particular), todavía no hay ningún elemento aleatorio involucrado en el análisis; se trata de un simple evento administrativo o contable, que recoge ingresos en algún registro. Supongamos ahora que en lugar del censo se toma un subconjunto de observaciones de la población, o muestra. La aleatoriedad aparece en el análisis vinculada con la forma en la cual los elementos de la población fueron elegidos para integrar la muestra.

Alternativamente, consideremos la siguiente versión de los conceptos de población y muestra. Pensemos en un analista interesado en el ingreso de una familia cualquiera, de la cual todavía no dispone de ninguna información. Desde su punto de vista, el ingreso de esta familia puede ser representado a través de una variable aleatoria que denotaremos con X . Es decir, desde su punto de vista el ingreso que esta familia reporte será una realización de esta variable aleatoria X . La aleatoriedad en este caso es esencial a la naturaleza de los ingresos y debe ser entendida como una forma de modelar esta ignorancia *ex ante* por parte del analista. Supongamos ahora que el análisis se refiere a los ingresos de N familias. En este caso la incertidumbre implícita en cada caso es la misma, es decir, los ingresos reportados por cada familia son vistos como N realizaciones repetidas de la misma variable aleatoria. Más específicamente, los ingresos de las familias son vistos como N variables aleatorias, X_1, X_2, \dots, X_N , cada una con la misma distribución que la variable X que representa el ingreso de cualquiera de ellas. En este contexto X (la variable genérica) es la “población” y las variables X_1, X_2, \dots, X_N , son la “muestra”, entendidas como N réplicas de la variable poblacional subyacente X .

Ciertamente, esta conceptualización provee una visión alternativa de los conceptos de población y muestra. La elección de cuál de ellas utilizar dependerá del objeto de interés. Si el interés recae en conocer detalles de la colección de objetos censales a partir de una subcolección de los mismos, claramente la primera de las visiones es la correcta. Pero en el análisis económico muchas veces el interés recae en el proceso causal del cual se desprenden los ingresos. Es relevante remarcar que se trata de objetivos distintos y ambas visiones no se contradicen. Por ejemplo, desde el punto de vista de la visión de “réplicas” discutida en segundo lugar, un censo en realidad debe interpretarse a su vez como una muestra de una superpoblación subyacente. Pensemos en la siguiente ficción

desde la perspectiva de uno de los hogares encuestados en el censo (hipotético) de Chile. Supongamos que este hogar opera en un mercado informal y sus ingresos dependen de una enorme conjunción de factores, varios de ellos de naturaleza marcadamente fortuita. Entonces, lo que este hogar declare al censo es en realidad una magnitud sujeta a fuertes factores idiosincráticos, y es de esperar que los mismos hagan que la respuesta al censo varíe radicalmente si la misma pregunta es efectuada un mes antes o después. Una vez recolectados todos los ingresos del censo, la pregunta clave es si a través de una subcolección de ingresos el objeto de estudio es (i) la colección de ingresos en el censo, o (ii) el mecanismo subyacente del cual se desprenden cada uno de los ingresos.

Además de algunas consecuencias conceptuales y prácticas, esta distinción tiene consecuencias analíticas. Frecuentemente los métodos estadísticos son evaluados en un contexto de “muestra grande”, es decir sus propiedades son estudiadas en el límite de un proceso que hace crecer el tamaño de la muestra indefinidamente. En la primera de las conceptualizaciones el límite superior de este proceso está dado por el tamaño de la población, mientras que en la segunda esta restricción no opera, ya que la cantidad de potenciales réplicas de la noción poblacional se refiere no a individuos o períodos, sino a las distintas situaciones hipotéticas que podrían aparecer si el proceso generador de ingresos representado por la variable poblacional es replicado *ad infinitum*.

2.6. Significatividad estadística

Supongamos que todos los habitantes de dos ciudades han sido censados, y que en la ciudad A el 8.3% declara ingresos por debajo de la línea de pobreza, mientras que en la ciudad B esa proporción asciende a 8.5%. Ciertamente es posible afirmar que al momento del censo la tasa de pobreza de ingresos en B es más alta que en A . Alternativamente, supongamos ahora que las cifras de pobreza de A y B son nuevamente 8.3% y 8.5%, pero que ambos valores provienen de muestras, sobre la base de menos observaciones que el total de la población de cada ciudad. En este caso no es posible afirmar con certeza que la tasa de pobreza en B es mayor que en A , ya que la evidencia no está basada en la totalidad de la población.

2.6.1. La significatividad estadística de las estimaciones

El problema de la significatividad estadística es claramente un problema inferencial, propio del análisis estadístico, vinculado con la forma en la que la muestra se relaciona con la población. En el contexto inferencial números como 8.3% y 8.5% son estimaciones de las verdaderas (y no observables) tasas de pobreza poblacionales, que surgen de aplicar fórmu-

las (estimadores) sobre las observaciones de la muestra. Comencemos analizando la tasa de pobreza estimada para la ciudad B (8.5%). La misma se obtiene calculando la proporción de personas encuestadas que declaran ingresos por debajo de una línea de pobreza previamente establecida. Aun cuando resulte un tanto artificial, es conveniente pensar este número como proveniente del siguiente proceso. Existe un mecanismo aleatorio que primero “decide” qué personas de la población responden la encuesta y luego calcula la tasa de pobreza solo para las personas a las cuales se ha encuestado. Desde este punto de vista, la regla “calcular la proporción de pobres para aquellos encuestados” es en realidad una variable aleatoria ya que el valor que efectivamente vaya a tomar depende de quiénes sean elegidos para integrar la muestra (un fenómeno claramente aleatorio). El valor 8.5% es entonces una realización de esta variable aleatoria, es decir una de las cifras que podrían haber resultado de las distintas muestras posibles.

El fenómeno de la variabilidad muestral está vinculado con la dispersión de valores que puede tomar la regla (que para ajustarnos a la terminología estadística, llamaremos *estimador*) sobre la base de las distintas posibles muestras. Consideremos dos ejemplos extremos. En un caso supongamos que las muestras siempre tienen el mismo tamaño que la población. Ciertamente en este caso trivial la variabilidad muestral es nula: todas las muestras coinciden con la población, ergo, para cada “alteración” de la muestra obtendremos siempre la misma tasa de pobreza. En el otro extremo supongamos que la muestra siempre tiene una sola persona elegida al azar de la población. En este caso la variabilidad muestral puede ser potencialmente muy alta ya que la tasa de pobreza “muestral” cambiará de 0 a 1 dependiendo de si la persona encuestada es pobre o no.

En síntesis, dado que los estimadores (entendidos como reglas de cálculo sobre la base de datos muestrales) son variables aleatorias, es relevante dotar a las estimaciones de alguna medida de cuán grande es la variabilidad muestral. Una forma de computar esta medida es considerar la varianza del estimador (o su desvío estándar), que mide cuán dispares pueden ser las estimaciones sobre la base de las potenciales muestras alternativas que pudiesen haber ocurrido. A modo de ejemplo, la media muestral \bar{x} tiene varianza muestral estimada

$$(2.34) \quad \hat{V}(\bar{x}) = \frac{S^2}{N}$$

donde S^2 es la varianza de los datos y N el tamaño de la muestra. Por su parte, la varianza de la tasa de pobreza muestral \hat{H} (*i.e.* la proporción de personas con ingreso x_i inferior a un umbral z) puede estimarse como

$$(2.35) \quad \hat{V}(\hat{H}) = \frac{\hat{H}(1 - \hat{H})}{N}$$

\hat{H} es en realidad una estimación de H , la probabilidad de que una variable binaria (0 o 1) tome valor 1, que por ende tiene distribución *Bernoulli* con esperanza H y varianza $H(1 - H)$.¹⁸

Volvamos sobre nuestro ejemplo de las ciudades A y B , con tasas de pobreza de 8.3% y 8.5% respectivamente, sobre la base de información muestral. Intuitivamente se trata de distinguir cuánto de la diferencia entre 8.3% y 8.5% se debe a diferencias entre las verdaderas (pero no observables) tasas de pobreza poblacionales y cuánto simplemente a variabilidad muestral. Podría suceder, por ejemplo, que las tasas de pobreza poblacionales de A y B sean idénticas y que las diferencias observadas se deban pura y exclusivamente a diferencias en las muestras tomadas. Una forma de aproximar este problema es verificando si los intervalos de confianza de estas dos estimaciones se solapan.¹⁹ Si no lo hacen, podemos estar confiados en que la diferencia en las tasas de pobreza entre A y B es estadísticamente significativa.²⁰

Siendo \hat{H} asintóticamente normal, puede construirse para cada estimación de la pobreza (una en A y la otra en B) un intervalo de confianza asintótico al, por ejemplo, 95% de la siguiente forma:

$$(2.36) \quad \hat{H} \pm c_{0.025} \sqrt{V(\hat{H})}$$

donde $c_{0.025}$ es el percentil 0.975 de la distribución normal estándar.

Una forma dual de aproximar este problema es a través de un test de hipótesis. La hipótesis nula es que las tasas de pobreza poblacionales de A y B son idénticas y la hipótesis alternativa es que son distintas.

En algunos casos es relativamente sencillo calcular analíticamente la varianza o error estándar de un estadístico, a partir del cual realizar el análisis de significatividad. Desafortunadamente, esta tarea es muy engorrosa en casos donde el estadístico es una función compleja de las observaciones de la muestra, lo cual ocurre con muchos indicadores distributivos.

¹⁸ Es intuitivo pensar que la máxima variabilidad de la tasa de pobreza se corresponde cuando la mitad de las personas es pobre y la otra mitad es no pobre. Esto es posible de chequear maximizando la varianza de una variable *Bernoulli* $p(1 - p)$ con respecto a p , lo cual arroja $p = 1/2$.

¹⁹ Un "intervalo de confianza al 95%" es un intervalo tal que la probabilidad de que este contenga al verdadero parámetro de interés es 95%.

²⁰ El hecho de que los intervalos no se solapen no es condición necesaria para la significatividad estadística. Puede existir cierto solapamiento y un test de hipótesis formal indicar que la diferencia en las estimaciones de pobreza es significativamente diferente de cero.

2.6.2. Bootstrap al rescate

Una estrategia alternativa es recurrir al principio de remuestreo o *bootstrap*.²¹ Consideremos los siguientes pasos para producir una estimación de la varianza de la media muestral.

- (i) Usar los N datos de la muestra original y tomar una muestra de tamaño N , con reemplazo. Nótese que es clave hacerlo con reemplazo, porque de lo contrario trivialmente siempre obtendríamos exactamente la muestra original. Al hacerlo con reemplazo estas pseudo-muestras pueden incluir una misma observación más de una vez.
- (ii) Computar la media de esta pseudo-muestra.
- (iii) Repetir el procedimiento anterior B veces (B es un número preferentemente grande).
- (iv) Computar la varianza de las B medias computadas anteriormente. Esta es la estimación deseada.

Este método produce una estimación de la variabilidad de la media muestral a través de un esquema de remuestreo artificial conocido como *bootstrap*. Intuitivamente, hemos tomado a los datos de la muestra original como si fuesen ellos mismos la población y hemos remuestreado repetidas veces como si conociésemos esta población, a fines de producir B estimaciones alternativas de la misma media subyacente, y hemos aproximado la varianza de la media muestral a través de la varianza de estas medias *bootstrap* computadas en cada paso.

Si bien la intuición puede resultar convincente, la teoría que justifica el *bootstrap* es sorprendentemente más compleja. Nos limitaremos a señalar que cuando usamos a la muestra como si ella fuese la población, lo que hemos hecho es tomar una muestra de la distribución empírica (computable a través de los datos observados) en vez de hacerlo de la verdadera distribución “teórica” (no observable). El procedimiento detallado arriba será tan errado como grandes sean las diferencias entre la distribución empírica y la “teórica”. Es justamente el Teorema Fundamental de la Estadística el que garantiza que estas diferencias son menores para tamaños de muestras lo suficientemente grandes.

En términos generales, si se busca computar la varianza para un estadístico genérico $\theta=g(\cdot)$, análogamente los pasos a seguir son los siguientes: (i) usar los N datos de la muestra original y tomar una muestra de tamaño N , con reemplazo, (ii) computar $g(\cdot)$ para esta pseudo-muestra, (iii) repetir el procedimiento anterior B veces (con B grande) y (iv) calcular la varianza de las B versiones de $g(\cdot)$ computadas anteriormente. Esta es la estimación deseada.

²¹ La literatura sobre métodos de *bootstrap* aplicados a cuestiones distributivas es activa y creciente. En términos generales, el texto clásico de Efron y Tibshirani (1993) es una referencia muy accesible. Davison y Hinkley (1997) proveen un tratamiento más completo y avanzado. En cuanto a aplicaciones a problemas distributivos, Mills y Zandvakili (1997) y Sosa Escudero y Gasparini (2000) contienen aplicaciones al problema de la significatividad estadística de las medidas de desigualdad, estos últimos para el caso argentino. Davison y Flachaire (2007) presentan un tratamiento más definitivo y actual sobre los problemas de *bootstrap* aplicados a cuestiones de desigualdad y pobreza.

da. Por ejemplo, $g(\cdot)$ podría ser la mediana de los datos. Calcular teóricamente la varianza de la mediana es una tarea sorprendentemente complicada.

La estrategia de *bootstrap* puede ser extendida para calcular otros objetos estadísticos. Por ejemplo, podríamos usar el procedimiento anterior para construir un intervalo de confianza de nivel de significatividad α . En el caso de la mediana el procedimiento comienza computando los primeros tres pasos y el último paso consiste en construir un intervalo tomando los cuantiles $\alpha/2$ y $(1-\alpha/2)$ de la distribución empírica de las medianas obtenidas en los pasos anteriores. Es decir, una vez que obtenemos B pseudo-estimaciones de la mediana, el intervalo de confianza es un intervalo que contiene a las $1-\alpha$ observaciones centrales.

A modo de ejemplo, comparemos el desempeño del *bootstrap* con el de las aproximaciones asintóticas discutidas anteriormente con datos de la Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) de Ecuador para la región Amazónica, correspondiente a diciembre de 2009. La muestra incluye información del ingreso per cápita familiar de 3393 personas. Con una línea de pobreza de \$46.3, la proporción de personas pobres es de 0.3457 (cerca del 35% de la población es pobre). En base a la fórmula (2.35) el error estándar (la raíz cuadrada de la varianza) para esta línea de pobreza es de 0.00816. Un intervalo de confianza al 95% está dado por (0.3297, 0.3617), utilizando la fórmula asintóticamente válida (2.36). El error estándar usando *bootstrap* con 500 replicaciones es 0.00807, ciertamente muy similar al obtenido con la aproximación asintótica.²²

Un resultado de la implementación del *bootstrap* es la distribución empírica de la tasa de pobreza, es decir, 500 pseudo-estimaciones de la tasa de pobreza sobre la base de 500 pseudo-muestras de la muestra original. Una forma simple de construir un intervalo de confianza al 95% es tomar los percentiles 0.025 y 0.975 de estas estimaciones *bootstrap*, es decir los valores que dejan al 95% central de las observaciones. En nuestro caso el intervalo obtenido es (0.3295, 0.3619), bastante similar al obtenido con la fórmula asintótica.²³ Este intervalo puede ser utilizado para evaluar algunas hipótesis. Por ejemplo, la hipótesis nula de que la tasa de pobreza es 0.35 no es rechazada, ya que este valor cae dentro del intervalo de confianza antes construido.

2.6.3. Igualdad de distribuciones

En algunas situaciones puede resultar relevante plantear la hipótesis nula de que dos distribuciones son iguales versus la alternativa de que no lo son. Este es un problema clásico en estadística, y la naturaleza de la solución depende de cuánto se conozca de antemano el

²² Este error estándar será diferente cada vez que repliquemos el ejercicio, dado que las pseudo-muestras que le dan origen son elegidas aleatoriamente. Con un número grande de réplicas la diferencia debería ser mínima.

²³ Se aplica acá la misma aclaración que en la nota al pie de la página anterior.

problema en cuestión. En un extremo, si ambas distribuciones fuesen normales y con idéntica varianza, un test de diferencia de medias es suficiente para el problema. Pero, como señalamos anteriormente, las cuestiones distributivas operan en un contexto de tal incertidumbre que puede ser costoso hacer supuestos funcionales, por lo que es deseable disponer de algún método que permita evaluar la hipótesis de interés sin recurrir a supuestos funcionales restrictivos.

Supongamos que $F(x)$ y $G(x)$ son las funciones de distribución acumuladas para dos variables aleatorias y estamos interesados en la hipótesis nula $H_0: F(x)=G(x)$ para todo x , es decir, ambas funciones coinciden en todo el soporte. Un estadístico útil para esta hipótesis es el de *Kolmogorov-Smirnov*:

$$(2.37) \quad J = \frac{mn}{d} \max_x \left[|F_m(x) - G_n(x)| \right]$$

donde m y n son los tamaños de muestra para las poblaciones cuyas distribuciones son, respectivamente, F y G , d es el mayor divisor común entre m y n , y $F_m(\cdot)$ y $G_n(\cdot)$ son las funciones de distribución empíricas discutidas anteriormente. Intuitivamente, el estadístico se basa en la máxima discrepancia posible entre ambas distribuciones y la regla consiste en rechazar la hipótesis nula si J es demasiado grande. Existen tablas apropiadas para este estadístico y también aproximaciones asintóticas a los valores críticos de su distribución. La mayoría de los paquetes estadísticos –incluyendo Stata– proveen este test y sus correspondientes “valores p ”.²⁴

2.7. Formas funcionales

En la sección 2.3 mencionamos que todas las distribuciones del ingreso del mundo real tienen algunas características comunes; en particular, son asimétricas, con una cola superior desproporcionadamente larga. El famoso economista italiano Vilfredo Pareto (1848-1923) fue uno de los primeros en notar y estudiar estas similitudes. De hecho, Pareto (1897) sostuvo que todas las distribuciones del ingreso reales podían ser adecuadamente aproximadas mediante la función

$$(2.38) \quad F(x) = 1 - Kx^{-\alpha}$$

donde K y α son dos parámetros positivos.²⁵ La ecuación (2.38) es una forma funcional *paramétrica*: la forma de la función está enteramente determinada por un número de parámetros, en este caso solo dos. El trabajo pionero de Pareto despertó la curiosidad de los inves-

²⁴ Ver Hollander y Wolfe (1999) para mayores detalles.

²⁵ Pareto fue más allá y sostuvo que había evidencia sobre la estabilidad del parámetro α –que aproxima el grado de desigualdad en la distribución– en el tiempo y en el espacio; lo que llevaba a pensar que la magnitud de las desigualdades en una sociedad era consecuencia de la naturaleza humana más que de la forma como se organizaba esa sociedad. Esta idea, naturalmente, generó un arduo debate con quienes subrayaban la relevancia de los sistemas económicos en moldear la distribución del ingreso y la riqueza.

tigadores: ¿Responden las distribuciones del mundo real a formas funcionales paramétricas? ¿Es la función propuesta por Pareto la mejor representación de las distribuciones reales?

En principio, es claro que ninguna distribución real responde exactamente a una forma funcional dada. El proceso por el cual se generan los ingresos de una población es tan complejo y con tantas aleatoriedades que es imposible representarlo perfectamente mediante alguna forma funcional paramétrica manejable. Por esta razón, el objetivo empírico no reside en encontrar una forma funcional que reproduzca exactamente los datos, sino una que los aproxime razonablemente bien; es decir, que constituya un “modelo razonable” de la realidad.²⁶

2.7.1. Funciones paramétricas

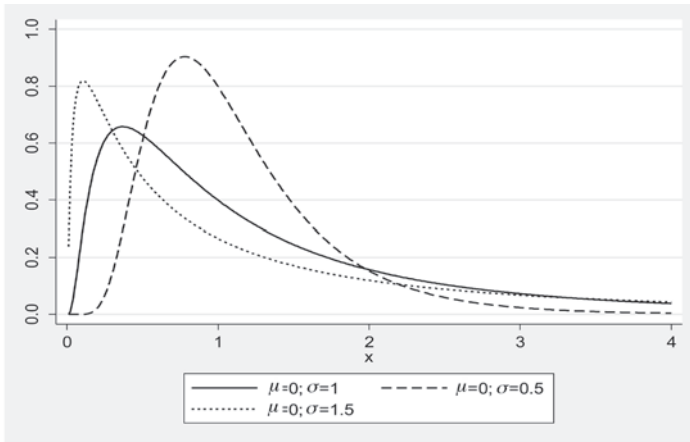
El modelo más habitualmente utilizado para representar a la distribución del ingreso es el *log-normal* (Gibrat, 1931). Una variable aleatoria x se distribuye en forma log-normal si $\ln(x)$ tiene distribución normal. La función de densidad para una variable aleatoria log-normal, definida en el soporte $[0, \infty)$, está dada por

$$(2.39) \quad f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Nótese que esta función depende solamente de dos parámetros μ y σ . Estos parámetros se relacionan con el centro y la dispersión, respectivamente, del logaritmo de los ingresos. De hecho, si x tiene distribución log-normal, entonces $\mu = E(\ln x)$ y $\sigma^2 = V(\ln x)$, donde $E(\cdot)$ y $V(\cdot)$ denotan esperanza y varianza, respectivamente. La figura 2.27 muestra la función de densidad de tres variables log-normales con $\mu=0$ y tres valores alternativos de σ .

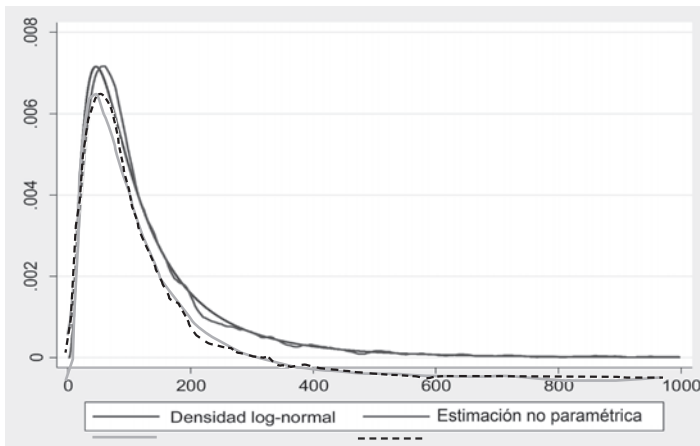
²⁶ Quizás en los términos del notable estadístico George Box “todos los modelos están mal, pero algunos son útiles”.

Figura 2.27
Función de densidad de variables log-normales



La característica asimétrica de la distribución log-normal parece proveer una representación adecuada para la distribución de los ingresos de una sociedad. La figura 2.28 muestra la función de densidad de una distribución log-normal con parámetros μ y σ iguales a la media y desvío del logaritmo de los ingresos efectivamente observados en la encuesta de hogares de El Salvador, 2008.

Figura 2.28
Función de densidad de una distribución log-normal
Ingreso per cápita familiar
El Salvador, 2008



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la EHPM.

A efectos comparativos la figura también incluye una estimación no paramétrica (por el método de *kernels* discutido arriba) de la distribución del ingreso. Aunque menos rica que la estimación no paramétrica, visualmente la función log-normal parece ser una aproximación razonable de la distribución. Naturalmente, esta apreciación visual debe ser corroborada con rigurosidad analítica. Desafortunadamente, no existe una forma conclusiva de evaluar log-normalidad; una estrategia simple está basada en un test de normalidad para el logaritmo del ingreso. Por ejemplo, el test de Jarque y Bera (1982), de uso frecuente en econometría, puede ser utilizado para evaluar la hipótesis nula de normalidad del logaritmo del ingreso.²⁷

El modelo log-normal es el más popular, dada su simplicidad analítica, pero no es la única opción disponible. Como mencionamos, una alternativa utilizada es la distribución de Pareto descripta en (2.38). Una forma funcional alternativa es la de Singh-Maddala:

$$(2.40) \quad F(x) = 1 - [x + \delta x^\beta]^{-\alpha}$$

donde α , β y δ son parámetros que garantizan que la función de distribución parta de 0 y termine en 1 y que su función de densidad sea positiva. Una ventaja de esta función es que incluye a varios casos conocidos. Por ejemplo, las distribuciones de Pareto, Weibull o la exponencial se obtienen para configuraciones específicas de los parámetros.²⁸

Una función también comúnmente utilizada es la propuesta por el investigador argentino Camilo Dagum, formalmente expresada como:

$$(2.41) \quad F(x) = \left[1 - \left(\frac{x}{\beta} \right)^{-\alpha} \right]^{-\gamma}$$

donde α , β y γ son parámetros positivos.

La literatura sobre funciones paramétricas es fecunda, técnicamente elegante y académicamente prestigiosa.²⁹ Son numerosos los trabajos donde se proponen funciones más complejas que las mencionadas, o formas generales abarcativas de muchas funciones,³⁰ o que pueden aproximar distribuciones con peculiaridades, como truncamientos o multimodalidades.³¹ Sin embargo, a nuestro juicio la utilidad de estas aproximaciones es acotada a algunos usos particulares, por lo que preferimos no extendernos en su desarrollo.

²⁷ López y Servén (2006), en un estudio sobre cerca de 800 encuestas de hogares en el mundo, concluyen que la hipótesis nula de que el ingreso per cápita sigue una distribución log-normal no puede ser rechazada.

²⁸ Ver Cowell (2011) para más detalles.

²⁹ Pareto (1897), Gibrat (1931), Kalecki (1945), Rutherford (1955) y Singh y Maddala (1976) son algunos de los antecedentes ilustres.

³⁰ Por ejemplo, la función beta generalizada de cinco parámetros abarca como casos particulares a las funciones de Pareto, log-normal, gamma, Weibull, Fisk y Singh-Maddala.

³¹ Ver, por ejemplo, Pinkovskiy (2008), Burkhasuser *et al.* (2011); y Botargues y Petrecolla (1999) para un país de América Latina.

2.7.2. El uso de las formas funcionales

Las parametrizaciones de las distribuciones del ingreso tienen una utilidad limitada. Gran parte del análisis distributivo empírico está basado en los microdatos reales, sin necesidad de conocer la forma funcional que mejor los aproxima. Como veremos a lo largo del libro, la pobreza o la desigualdad se calculan sin ninguna necesidad de saber si los datos subyacentes responden a alguna forma funcional determinada. Inclusive en la etapa exploratoria que hemos abordado en este capítulo, los métodos paramétricos tienen limitaciones frente a un examen no paramétrico más flexible. Al estar basados en formas funcionales preestablecidas, por construcción no pueden ser completamente informativos acerca de la forma de la distribución.

Existen al menos dos áreas en las que el uso de las formas funcionales adquiere relevancia: la modelización teórica y la estimación con disponibilidad de pocos datos agregados.

Modelos

Los modelos teóricos son estilizaciones de la realidad destinadas a ilustrar algún fenómeno. Existen modelos económicos que predicen reglas de generación de los ingresos de las personas, y por ende distribuciones. Aunque lo más usual es que estas predicciones no involucren formas funcionales específicas, en ocasiones lo hacen. Supóngase un modelo donde el logaritmo del ingreso se comporta como un *random walk*, es decir el valor hoy es igual al de ayer más un término aleatorio *iid*. En este caso, es sabido que con el paso del tiempo la distribución del *random walk* (apropiadamente normalizado) se vuelve normal. En nuestro caso, eso implica que el logaritmo del ingreso se distribuye normalmente, y por ende el ingreso tiene una distribución log-normal. El reciente artículo de Battistin, Blundell y Lewbel (2009) argumenta que un modelo log-normal puede proveer una representación adecuada de la distribución del ingreso y el consumo. El argumento parte de la llamada “Ley de Gibrat”, que postula que el ingreso es una acumulación de shocks multiplicativos, de modo que apelando al Teorema Central del Límite, el mismo es asintóticamente normal.³² Las distribuciones Pareto también pueden surgir de modelos simples alternativos de generación de ingresos.

³² Battistin *et al.* (2009) argumentan que en un contexto dinámico de optimización intertemporal del bienestar, las ecuaciones de Euler que caracterizan a las condiciones de primer orden de dicho proceso, implican que el ingreso permanente y el consumo deberían obedecer una Ley de Gibrat. Este hecho explica también porque el modelo log-normal ajusta mejor al consumo que al ingreso corriente: este último está “contaminado” por discrepancias transitorias. Adicionalmente, estos autores sugieren que las discrepancias con respecto al ideal log-normal pueden deberse a las propias inexactitudes de un modelo simple de optimización intertemporal, tales como la presencia de restricciones de liquidez, horizontes finitos o errores de medición.

Información limitada

Uno de los principales usos empíricos de las formas funcionales para las distribuciones del ingreso consiste en estimar parámetros en situaciones en que contamos solo con algunos pocos datos agregados. En esta situación asumir una determinada forma funcional puede ayudar a llenar el vacío de datos. Por ejemplo, las formas funcionales paramétricas son usadas frecuentemente para estimaciones de la distribución del ingreso mundial o de alguna de sus características, como la tasa de pobreza global. Si bien lo ideal para este caso es agregar los microdatos de las encuestas de todos los países, este procedimiento resulta engorroso o impracticable por falta de información. En su lugar, varios investigadores han asumido que las distribuciones del ingreso nacionales siguen una forma funcional paramétrica simple y aproximan los parámetros requeridos con datos agregados de fuentes secundarias. El procedimiento típico es asumir distribuciones nacionales lognormales, donde la media es aproximada con el ingreso o PIB per cápita a PPA, y el desvío es estimado a partir de datos del coeficiente de Gini o estimado por mínimos cuadrados de información de participaciones de centiles (*e.g.* Pinkovskiy y Sala-i-Martin, 2009).

Apéndice: En la práctica

Los apéndices con aplicaciones prácticas asumen cierta familiaridad con el software estadístico-econométrico Stata. El apéndice I del libro introduce un conjunto básico de comandos de Stata que el lector debería conocer para seguir con relativa facilidad los apéndices “En la práctica” del libro.³³ Además, en el sitio web que acompaña a este libro, ponemos a disposición del lector un conjunto de encuestas de hogares procesadas que contienen todas las variables que se requieren para implementar los códigos de Stata. Ciertamente, el procesamiento de una encuesta implica un sinnúmero de decisiones para las que no siempre existe consenso. En consecuencia, los resultados que surgen de los ejemplos que se implementan utilizando las bases de datos disponibles en el sitio web del libro pueden no coincidir con las estadísticas oficiales, o las que derive el lector empleando criterios alternativos de procesamiento.

Ejemplo: Brasil

En este apartado se muestra cómo replicar los resultados que fueron presentados en el cuadro 2.1 del texto. El primer paso que debe seguir el lector es obtener la versión procesada de la PNAD (Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios) de Brasil para el año 2007. Es decir, conteniendo las variables que se emplean a continuación. Para ello, puede dirigirse a la sección Encuestas de Hogares del sitio web del libro.

El código siguiente asume que el archivo con extensión `.dta` fue descargado en el directorio `C:\libro-distribucion\cap2`. Como se explica en el apéndice I del libro, las sentencias de Stata a continuación pueden introducirse de a una por vez en la línea de comando de Stata o, alternativamente, todas juntas en un archivo `do` que luego Stata ejecuta completo, línea por línea desde arriba hacia abajo.³⁴ En términos generales, esta segunda alternativa es más recomendable porque nos permite reutilizar el código con mucha facilidad. En Stata, las líneas que inician con asterisco (*) son comentarios; es decir, se trata de líneas que –en general– documentan el código pero que Stata ignora. Por último, antes de comenzar con nuestro primer ejemplo, cabe aclarar que los números de línea que se muestran no forman parte del código que debe introducirse en Stata; aquí se los emplea para facilitar la explicación.

³³ Las aplicaciones han sido desarrolladas empleando la versión 11.2 del Stata, pero en su gran mayoría también funcionarán con versiones anteriores del software.

³⁴ Los archivos `do` son archivos de texto plano con extensión `.do`. En general, una forma útil de trabajar con Stata es utilizando la línea de comando para chequear lo que queremos hacer, copiando luego las sentencias que sirvieron en el archivo `do`. Alternativamente, puede emplearse el editor de archivos `do` de Stata para ejecutar partes de un archivo `do`. En el sitio web del libro se sugieren editores de texto alternativos más poderosos para emplear con Stata (ver también el apéndice I).

```

1 * cap2-ejemplo.do
2
3 clear all
4 set mem 250m
5 cd "C:\libro-distribucion\cap2"
6
7 * cargar encuesta Brasil 2007
8 use "bra07.dta"
9
10
11 * total
12 summ ipcf [w=pondera], detail
13
14 * región norte
15 summ ipcf [w=pondera] if region==1, detail
16
17 * región nordeste
18 summ ipcf [w=pondera] if region==2, detail

```

El comando `clear all` (línea 3) elimina, si existe, la base de datos actualmente cargada.³⁵ En la cuarta línea se asignan 250 MB de memoria RAM para almacenar la base de datos: el lector puede comprobar que el comando `memory` muestra como está asignada la memoria.³⁶ El comando `cd` se utiliza para determinar cuál es el directorio en el que se guardan los archivos que se están utilizando (ver línea 5); así, cualquier comando de Stata que trabaje con archivos lo hará en esa carpeta, a menos que se especifique lo contrario. La línea 8 carga en la memoria el contenido del archivo `bra07.dta` utilizando el comando `use`.

Las encuestas de hogares, al igual que cualquier otra base de datos, se organizan en Stata como una tabla donde las filas representan observaciones o registros y las columnas variables o campos. A su vez, por tratarse de una encuesta, cada observación representa a varios individuos, tantos como indica el factor de expansión o variable de ponderación. En nuestro caso, todas las encuestas que utilizaremos contienen una variable de nombre `pondera` que almacena el factor de expansión. Para más detalles sobre el uso de ponderadores, consultar la sección 3.6 del capítulo 3.

Las encuestas de hogares procesadas que se utilizan a lo largo del libro solo contienen observaciones que denominamos coherentes (ver capítulo 3).³⁷ Por último, el comando `summarize` con la opción `detail` de la línea 12 muestra estadísticos básicos (ponderados) para el ingreso per cápita familiar (ver variable `ipcf`); en particular, nos muestra la media, el desvío estándar, algunos percentiles y el número de observaciones.³⁸

³⁵ Además, elimina todos los elementos de Stata definidos por el usuario (por ejemplo, matrices).

³⁶ El comando `set mem` es innecesario a partir de la versión 12 de Stata. Para que Stata funcione a una velocidad razonable, es necesario que la base de datos que estamos utilizando pueda almacenarse completamente en la memoria RAM. De lo contrario, el rendimiento disminuye de manera considerable porque se utiliza el disco rígido como memoria RAM.

³⁷ En pocas palabras, se trata de observaciones válidas que utilizamos en el cálculo de los ingresos familiares.

³⁸ En general, el nombre de los comandos de Stata puede abreviarse. En el caso de `summarize`, puede emplearse `su`, `sum`, `summ`, etc. En la ayuda de Stata se muestra cuál es la abreviación mínima que puede emplearse para cada uno de los comandos utilizados en este libro.

En el caso de la PNAD 2007 de Brasil, la variable `region` puede tomar los valores 1, 2, 3, 4 o 5 dependiendo de si la observación corresponde a la región Norte, Nordeste, Sudeste, Sur o Centro-Oeste, respectivamente.³⁹ Así, las líneas 15 y 18 pueden utilizarse para computar las columnas “Norte” y “Nordeste” del cuadro 2.1.

Para computar el coeficiente de variación de la distribución del ingreso per cápita familiar es necesario conocer la media y el desvío estándar de la variable `ipcf`. En el ejemplo, una forma de hacerlo para el total nacional es escribir en la línea de comando de Stata

```
. display 970.2443/574.3455
1.6893043
```

Sin embargo, esto resulta poco práctico si queremos utilizar el mismo código para procesar otra base de datos, o la misma base de datos pero con algunas observaciones eliminadas.

En general, luego de ejecutar un comando, Stata guarda varios de los resultados que presenta en pantalla. Para ver todos los resultados que Stata almacena luego de un comando como el `summarize`⁴⁰, puede utilizarse el comando `return list`; cabe recalcar que el comando `return list` es solo informativo; es decir, no es necesario introducirlo para que Stata almacene los resultados luego del comando `summarize`. En nuestro ejemplo, luego de ejecutar el comando `summarize`, Stata guarda los siguientes valores en `r(resultado)`, donde `resultado` es cada uno de los elementos que se muestran a continuación.

```
. summarize ipcf [w=pondera]
(analytic weights assumed)

-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
Variable |   Obs   Weight   Mean   Std. Dev.   Min   Max
-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+-----+
ipcf | 394551 186985040 574.3455 970.2443      0 66000

. return list

scalars:
      r(N) = 394551
r(sum_w) = 186985040
r(mean)  = 574.3455226749792
r(Var)   = 941373.9479314596
r(sd)    = 970.2442723002592
r(min)   = 0
r(max)   = 66000
r(sum)   = 107394020531.2019
```

donde `r(N)` es el número de observaciones sin incluir observaciones con `missing`⁴¹ en `ipcf` o `pondera`, `r(sum_w)` es la suma de la variable `pondera`, `r(mean)` es la media del `ipcf`, `r(Var)` es la varianza del `ipcf`, `r(sd)` es el desvío estándar del `ipcf`, `r(min)` es el valor mínimo del `ipcf`, `r(max)` es el valor máximo del `ipcf`, y `r(sum)` es la suma ponderada de la variable `ipcf`.

³⁹ Naturalmente, el contenido de la variable `region` difiere entre encuestas.

⁴⁰ En la terminología de Stata, el comando `summarize` es de tipo `r`, por lo que sus resultados se almacenan en `r(resultado)`. Como veremos más adelante, los comandos de estimación econométrica son de tipo `e`, por lo que resultados se almacenan en `e (estimación)`.

⁴¹ El significado de las observaciones `missing` se explica en el apéndice I.

Los valores almacenados en $r(\text{resultado})$ son reemplazados cada vez que se ejecuta una nueva sentencia de Stata que también utiliza $r(\text{resultado})$. Como consecuencia, en los próximos ejemplos veremos cómo se pueden conservar los valores $r(\text{resultado})$ de forma tal que puedan ser reutilizados. Por el momento, para calcular el coeficiente de variación alcanza con introducir, luego de cada comando `summarize`,

```
. display r(sd)/r(mean)
1.6893041
```

Por su parte, la población de referencia o número de observaciones expandidas como se dice en el cuadro 2.1 puede mostrarse con

```
. display r(sum_w)
1.870e+08
```

donde vemos que la población de referencia de la PNAD 2007 es 187 millones de personas aproximadamente. En resumen, el código para reproducir la primera columna del cuadro 2.1 del texto quedaría como se muestra a continuación.

```
1 * cap2-ejemplo.do
2
3 clear all
4 set mem 250m
5 cd "C:\libro-distribucion\cap2"
6
7 capture log close "cap-ejemplo.log"
8 log using "cap2-ejemplo.log", replace
9
10 * cargar encuesta de Brasil 2007
11 use "bra07.dta"
12
13 * total país
14 summ ipcf [w=pondera], detail
15 display "poblacion de referencia = " r(sum_w)
16 display "cv = " r(sd)/r(mean)
17
18 log close
```

A diferencia del código anterior, en este caso se genera un archivo **log** que contiene un “eco” de todo lo que Stata va mostrando en la ventana de resultados. La creación de dicho tipo de archivo se realiza con el comando `log using` (ver línea 8).⁴² En nuestro caso, el nombre del archivo **log** que se está creando es “cap2-ejemplo.log”. La extensión `.log` hace que el archivo que se crea sea de texto plano, por lo que puede examinarse con cualquier editor de texto. El comando `log close` cierra el último archivo **log** abierto (ver línea 18). En la línea 7 también se cierra, en caso de que este abierto, el archivo **log**. En caso de que no exista un archivo **log** abierto, el comando `capture` evita que se genere un error. La sentencia `capture` puede anteponerse a cualquier comando de Stata; lo que hace es capturar un eventual código de error evitando, en nuestro caso, que se interrumpa la ejecución del archivo

⁴² En todo el libro solo empleamos un único archivo `log` a la vez. Sin embargo, Stata permite utilizar hasta cinco archivos **log** de forma simultánea.

do cap2-ejemplo.do. En general, nos interesa conocer si una sentencia genera un error, por lo que el comando `capture` debe emplearse con sumo cuidado.

El cómputo de la participación de cada decil de `ipcf` en el ingreso total se pospone para una sección posterior de este apéndice, donde se muestra cómo graficar curvas de Lorenz.

El ejemplo del texto finaliza con el cómputo de la pobreza en Brasil para el año 2007 utilizando una línea de pobreza de 130 reales mensuales. Una forma sencilla de computar la proporción de individuos con ingresos mensuales menores a 130 reales es mediante el bloque de código siguiente, que puede agregarse a continuación del anterior.

```
1* cap2-ejemplo-pobreza.do
2
3 * identificar individuos pobres
4 gen pobre = 1 if ipcf < 129.883
5 replace pobre = 0 if pobre!=1
6
7 * total país
8 summ pobre [w=pondera]
9 display "shr pobres = " r(sum)/r(sum_w)
10
11 * región Norte
12 summ pobre [w=pondera] if region==1
13 display "shr pobres = " r(sum)/r(sum_w)
```

Las líneas 4 y 5 generan la variable `pobre` que vale 1 para los individuos con `ipcf` menor a 130 y 0 para el resto. El comando `generate` (abreviado `gen`) puede emplearse para agregar variables a la base de datos (ver apéndice I). Por su parte, el comando `replace` permite reemplazar el contenido de una variable; se usa, en general, con alguna condición *if*.⁴³ La línea 9 muestra el cociente entre la suma ponderada de la variable `pobre` (es decir, el número de pobres expandido por el factor de ponderación) y la población de referencia (es decir, la suma total de la variable `pondera`). Así, las líneas 7 a 9 computan la proporción de individuos pobres en Brasil.

Histograma

En primer lugar mostramos cómo puede graficarse un histograma de la distribución del `ipcf` en México para el año 2006 (ver figuras 2.2 a 2.8 del texto). Al igual que en el ejemplo de Brasil, el lector puede obtener la ENIGH (Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares) mexicana de 2006 del sitio web del libro. La misma también cuenta con las variables `ipcf` y `pondera` que utilizaremos en lo que resta de este apéndice.⁴⁴ El código siguiente asume que la base de datos ya se encuentra cargada en Stata.⁴⁵

⁴³ Típicamente, una condición *if* permite limitar el rango de observaciones que se utilizan en un determinado comando.

⁴⁴ Asimismo, también fueron eliminadas las observaciones que consideramos incoherentes.

⁴⁵ En el resto de los apéndices prácticos también se omiten las líneas de código que cargan la base de datos en la memoria de Stata.

El comando que se emplea para graficar un histograma es, justamente, `histogram` (ver línea 5). Igual que antes, `[w=pondera]` indica que cada observación de la encuesta debe expandirse según la cantidad de individuos que representa. La opción `bin(100)` del comando `histogram` especifica que el histograma debe identificar 100 grupos - 100 barras. Por último, la opción `frac` indica que el eje vertical debe mostrar la fracción del ingreso total que recibe cada uno de los 100 grupos. El comando `more` (línea 6) suspende la ejecución del archivo `do cap2-hist.do` hasta que el usuario oprima una tecla. Las líneas 8-11 grafican el mismo histograma, pero solo considerando a los individuos con `ipcf` menor a 15000.

```

1 * cap2-hist.do
2
3 * figura 2.2
4 * histograma ipcf
5 hist ipcf [w=pondera], bin(100) frac
6 more
7
8 * figura 2.3
9 * histograma ipcf
10 hist ipcf [w=pondera] if ipcf < 15000, bin(100) frac
11 more

```

Las figuras 2.4 y 2.5 del texto pueden replicarse utilizando el bloque de código siguiente. En la línea 14 se genera la variable `lipcf` como igual al logaritmo de la variable `ipcf`. Las interpretaciones de las demás líneas de código no deberían representar mayor dificultad para el lector.

```

12 * figura 2.4
13 * histograma logaritmo ipcf
14 gen lipcf = log(ipcf)
15 hist lipcf [w=pondera], bin(100) frac
16 more
17
18 * figura 2.5
19 * histograma lipcf
20 atk ipcf [w=pondera] if ipcf>0, e(1)
21 more
22 hist lipcf [w=pondera], bin(50) frac
23 more
24 hist lipcf [w=pondera], bin(100) frac
25 more

```

El bloque de código siguiente agrega al histograma anterior una estimación no paramétrica por el método de *kernel*s de la función de densidad del logaritmo del ingreso per cápita familiar (ver opción `kdensity` en línea 28). Las líneas 31-36 grafican, superpuestos, los “histogramas suavizados” de las funciones de densidad del logaritmo del `ipcf` para las regiones Noroeste y Sur de México (ver figura 2.7).

La línea 34 almacena en la macro local `lp` el logaritmo de la línea de pobreza mexicana de 2.5 dólares por día por persona. Como se explica en el apéndice I, una macro local puede

emplearse para almacenar un número o una frase⁴⁶, a diferencia de una variable que almacena una lista de valores. Cuando el nombre de una macro local se encierra entre comillas simples (la de apertura inclinada a la izquierda, ```, la de cierre vertical, `'`), Stata reemplaza el nombre de la macro local por su contenido. Así, la opción `xline(`lp')` del comando `twoway` agrega una línea vertical en el valor `log(608.245)` del eje horizontal.

Por último, la línea 40 utiliza la opción `normal` del comando `hist` para superponer al histograma de la variable `lipcf` una distribución normal con media y varianza iguales a las observadas.

```
26 * figura 2.6
27 * histograma lipcf
28 hist lipcf [w=pondera], bin(100) frac kdensity
29 more
30
31 * figura 2.7
32 * región 1 = Noroeste
33 * región 6 = Sur
34 local lp = log(608.245)
35 twoway (kdensity lipcf [w=pondera] if region==1) ///
36        (kdensity lipcf [w=pondera] if region==6), xline(`lp')
37 more
38
39 * figura 2.8
40 hist lipcf [w=pondera], bin(100) frac normal
```

Función de distribución

En este apartado se muestra cómo pueden graficarse las funciones de distribución presentadas en la sección 2.3.2 del cuerpo principal del capítulo. El primer paso para construir una función de distribución es ordenar –de menor a mayor– las observaciones de la encuesta según la variable de ingreso elegida, `ipcf` en nuestro caso (ver línea 4). En la línea 7 se crea la variable `shrpop` para almacenar la suma acumulada de la variable `pondera`. Así, la última observación de dicha variable (ver `shrpop[_N]`) contiene la población de referencia, computada como la suma de los factores de expansión individuales.⁴⁷ La línea 8 computa la proporción de la población que se acumula hasta cada observación de la encuesta. En otras palabras, la variable `shrpop` se genera en dos pasos a partir de la variable `pondera`; empleando notación matemática,

$$(1) \text{ paso 1} \quad shrpop_i = \sum_{j \leq i} pondera_j$$

⁴⁶ En el segundo caso, se dice que el contenido de la macro local es una cadena de caracteres o *string*. En general, las cadenas de caracteres no pueden utilizarse en operaciones matemáticas. Además, su contenido suele definirse encerrado entre comillas dobles.

⁴⁷ La expresión `_N` hace referencia al número de observaciones en la base de datos. De forma más general, la expresión `shrpop[#]` hace referencia a la observación número `#` de la variable `shrpop`.

$$(2) \text{ paso 2} \quad shrpop_i = \frac{shrp_{op_i}}{\sum_j shrpop_j}$$

donde $i = j$ se refieren a cada uno de los individuos de la encuesta de hogares. En términos de nuestro código de Stata, el denominador de la expresión (2) se encuentra en `shrpop[_N]` luego de ejecutar la línea 7.

La función de distribución presenta las variables `shrp` y `ipcf` en los ejes vertical y horizontal, respectivamente (ver línea (12)). Se deja como ejercicio para el lector elaborar las otras funciones de distribución presentadas en la sección 2.3.2. Por su parte, la curva de Pen (ver figuras 2.12 y 2.13) se construye igual que la función de distribución pero se grafica invirtiendo los ejes.

```

1 * cap2-func-dist.do
2
3 * ordenar según ipcf
4 sort ipcf
5
6 * población acumulada ordenamiento ipcf
7 gen shrpop = sum(pondera)
8 replace shrpop = shrpop/shrp[_N]
9
10 * figura 2.9
11 * función de distribución acumulada
12 line shrpop ipcf

```

La elaboración de un gráfico con dos o más funciones de distribución superpuestas se pospone hasta el capítulo 4 del libro.

Diagrama de Pareto

En esta sección se muestra cómo replicar la figura 2.14 del texto, que muestra los diagramas de Pareto para las regiones Noroeste y Sur de México. En primer lugar, se ordenan las observaciones primero por región y luego en orden creciente según `ipcf` (ver línea 4). En la línea 7 se computa, para cada región, la suma acumulada de la variable `pondera`. El prefijo `by region:` ejecuta el comando a la derecha de los dos puntos para cada grupo en que puede dividirse la base de datos según la variable `region`, 8 regiones en nuestro caso.⁴⁸ De hecho, el prefijo `by region:` funciona dividiendo la base de datos en tantas partes como valores distintos tome la variable `region`. Por lo tanto, la última observación perteneciente a cada región (es decir, la número `_N` de cada región) contiene la población de referencia regional. Luego, se utiliza la sentencia `replace` para reemplazar el contenido de la variable

⁴⁸ La utilización del prefijo `by varlist:` requiere que la base de datos esté ordenada según la lista de variables `varlist`. Alternativamente, puede emplearse el prefijo `bysort varlist:`.

shrpap por el resultado de dividir cada una de sus observaciones por la población de referencia regional (ver línea 8).

La línea 10 genera la variable `lpareto` a partir de la variable `shrpap`, siguiendo la explicación de la sección 2.3.4 del texto. En las líneas 12-15 se grafican, superpuestas, las curvas de Pareto correspondientes a las regiones Noroeste y Sur de México. Las líneas 18-21 repiten el ejercicio pero dejando de lado al 1% más rico de las poblaciones regionales.⁴⁹

```
1 * cap2-pareto.do
2
3 * ordenar según región + ipcf
4 sort region ipcf
5
6 * población acumulada por región
7 by region: gen shrpap = sum(pondera)
8 by region: replace shrpap = shrpap/shrpap[_N]
9
10 gen lpareto = log(1-shrpap)
11
12 * diagrama de pareto
13 twoway (line lpareto ipcf if region==1) ///
14        (line lpareto ipcf if region==6), ///
15        legend(label(1 "Noroeste") label(2 "Sur"))
16 more
17
18 local cutoff = 0.99
19 twoway (line lpareto ipcf if region==1 & shrpap<=`cutoff') ///
20        (line lpareto ipcf if region==6 & shrpap<=`cutoff'), ///
21        legend(label(1 "Noroeste") label(2 "Sur"))
```

Box-plot

Aquí se muestra cómo elaborar diagramas de caja o box-plot como los presentados en la sección 2.3.5 del texto. Como muestran los siguientes ejemplos, este tipo de gráfico es muy sencillo de construir utilizando Stata; ver comando `graph box`. La opción `nooutsides` deja de lado las observaciones no adyacentes a los percentiles 25 por abajo y 75 por arriba.⁵⁰ Se deja como ejercicio para el lector el análisis del código siguiente.

```
1 * cap2-box-plot.do
2
3 * generar log ipcf
4 gen ipcf = log(ipcf)
5
6 * figura 2.15
7 * box-plot
8 graph box ipcf [w=pondera], nooutsides
9 graph box ipcf [w=pondera], nooutsides
10 more
11
12 * figura 2.16
13 * box-plot
```

⁴⁹ En el apéndice I se explica la utilización de macros locales (ver línea 18).

⁵⁰ La forma de computar los valores no adyacentes puede consultarse en el manual sobre gráficos de Stata.

```

14 graph box ipcf [w=pondera]
15 graph box lipcf [w=pondera]
16 more
17
18 * figura 2.17
19 * box-plot
20
21 graph box lipcf [w=pondera] if region==1 | region==6, ///
22     over(region, relabel(1 "Noroeste" 2 "Sur"))

```

Curva de Lorenz

En este apartado se muestra cómo pueden construirse las curvas de Lorenz introducidas en la sección 2.3.6 del capítulo. El primer paso consiste en ordenar a los individuos de menor a mayor según su ingreso, en nuestro caso contenido en la variable `ipcf` (ver línea 4). Las líneas 6-8 generan la variable `shrpob` de la misma forma en la que fue generada más arriba para construir el eje vertical de la función de distribución; contiene la proporción de la población que se acumula hasta cada observación de la encuesta - así, la última observación de la encuesta tendrá el valor 1 (100%).

Las líneas 10-12 crean la variable `shrinc` que contiene la proporción del ingreso que se acumula hasta cada observación de la encuesta. El ingreso acumulado se computa en la línea 11 teniendo en cuenta a los ponderadores. En la línea 12 el ingreso acumulado se expresa como proporción del ingreso total que registra la encuesta de hogares, contenido en la última observación de la variable `shrinc` (es decir, en `shrinc[_N]`), luego de ejecutar la línea 11 pero antes de ejecutar la línea 12. La línea 16 emplea el comando `line` para graficar la variables `shrinc` y `shrpob` en los ejes vertical y horizontal, respectivamente. Cabe hacer notar que el comando `line` se emplea sin ponderadores porque los mismos fueron empleados en la construcción de las variables `shrinc` y `shrpob`. Las líneas 18 a 35 se emplean para graficar, superpuestas, las curvas de Lorenz de las regiones Noroeste y Sur de México; la explicación detallada de este fragmento de código se deja como ejercicio para el lector.

```

1 * cap2-lorenz.do
2
3 * ordenar según ipcf
4 sort ipcf
5
6 * población acumulada ordenamiento ipcf
7 gen shrpob = sum(pondera)
8 replace shrpob = shrpob/shrpob[_N]
9
10 * ingreso acumulado
11 gen shrinc = sum(ipcf*pondera)
12 replace shrinc = shrinc/shrinc[_N]
13
14 * figura 2.18
15 * curva de lorenz

```

```

16 twoway line shrinc shrpop
17
18 * figura 2.19
19 * curva de lorenz dos regiones
20 drop shrpop shrinc
21
22 * ordenar según región + ipcf
23 sort region ipcf
24
25 * población acumulada por región
26 by region: gen shrpop = sum(pondera)
27 by region: replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
28
29 * ingreso acumulado por región
30 by region: gen shrinc = sum(ipcf*pondera)
31 by region: replace shrinc = shrinc/shrinc[_N]
32
33 twoway (line shrinc shrpop if region==1) ///
34         (line shrinc shrpop if region==6), ///
35         legend(label(1 "Noroeste") label(2 "Sur"))

```

Se deja como ejercicio para el lector agregar a los gráficos que genera el código anterior las líneas de perfecta igualdad.

Curva generalizada de Lorenz

La curva generalizada de Lorenz se construye a partir de la curva de Lorenz pero multiplicando su eje vertical por el ingreso promedio (ver sección 2.3.6 en el cuerpo del capítulo).

```

1 * cap2-lorenz-generalizada.do
2
3 * figura 2.20
4 * curva lorenz generalizada dos regiones
5
6 * ordenar según región + ipcf
7 sort region ipcf
8
9 * población acumulada por región
10 by region: gen pop = sum(pondera)
11 by region: gen shrpop = pop/pop[_N]
12
13 * lorenz generalizada por región
14 by region: gen glorenz = sum(ipcf*pondera)
15 by region: replace glorenz = glorenz/pop[_N]
16
17 twoway (line glorenz shrpop if region==1) ///
18         (line glorenz shrpop if region==6), ///
19         legend(label(1 "Noroeste") label(2 "Sur"))

```

Las líneas 1 a 11 no se modifican respecto de las utilizadas para estimar una curva de Lorenz; notar, sin embargo, que la variable `shrpob` la generamos ahora sobre la base de la variable `pop`. Las líneas 13-15 se emplean para construir el eje vertical de la curva generalizada de Lorenz. La línea 14 aplicada a cada región puede escribirse, utilizando notación matemática estándar, como

$$glorenz_i = \sum_{j \leq i} ipcf_j pondera_j$$

donde la sumatoria a la derecha del igual se realiza para todos los individuos j con ingreso inferior o igual al del individuo i , al igual que para construir una curva de Lorenz, el primer paso consiste en ordenar a los encuestados según su $ipcf$. Luego, la línea 15 puede expresarse como

$$glorenz_i = \frac{\sum_{j \leq i} ipcf_j pondera_j}{ipcf^T} \overline{ipcf}$$

donde \overline{ipcf} es el ingreso per cápita familiar promedio e $ipcf^T$ es el ingreso per cápita familiar total; operando sobre la expresión anterior se obtiene la fórmula utilizada en el código para computar la variable `glorenz`,

$$glorenz_i = \frac{\sum_{j \leq i} ipcf_j pondera_j}{ipcf^T} \frac{ipcf^T}{pop^T}$$

donde pop^T es la población total o de referencia. El resto del código que se emplea para graficar las curvas generalizadas de Lorenz es relativamente sencillo.

Curvas de incidencia del crecimiento

En este apartado se muestra cómo pueden estimarse las curvas de incidencia del crecimiento que aparecen en la figura 2.21 del texto. A modo de ejemplo, se computa la curva de incidencia del crecimiento para Argentina, 1992-2006, utilizando percentiles del ingreso per cápita familiar.

El código siguiente asume que los archivos `arg92.dta` y `arg06.dta` se encuentran en la carpeta indicada con el comando `cd`. El primero (segundo) contiene la EPH (Encuesta Permanente de Hogares) de Argentina para el año 1992 (2006). En la línea 3 se crea un bucle a través de los valores 92 y 06, correspondientes a los años de las encuestas que se emplean en el ejemplo.⁵¹ La línea 5 carga una base de datos cuyo nombre comienza con “arg” y se completa con el valor de la macro local `i` (i.e., 92 en la primera iteración, y 06 en la segunda). La opción `clear` del comando `use` elimina las variables y etiquetas de la base de datos antes de abrir el archivo `dta` que se indica. En las líneas 7-9 se realiza un ajuste por inflación si la base de datos que se abre es la correspondiente a 1992; en particular, se expresa el `ipcf` de dicho año a precios de 2006. El ajuste se realiza multiplicando el valor de `ipcf` por 2.1, que representa un incremento de 110% del índice de precios al consumidor entre septiembre

⁵¹En el apéndice I del libro se explica con detalle cómo pueden implementarse bucles en Stata.

de 1992 y septiembre de 2006, meses a los que se refiere la información en las respectivas encuestas.⁵² La línea 12 ordena la base de datos de menor a mayor según la variable `ipcf`. Las líneas 14-16 computan el porcentaje de población –notar el empleo de ponderadores– que se acumula hasta cada observación de la encuesta; la misma porción de código se utilizó más arriba para construir las curvas de Lorenz. Las líneas 18-22 identifican el percentil de ingreso al que pertenece cada observación. La línea 20 itera, utilizando la macro local `j` como contador, desde uno hasta cien a intervalos de 1; en cada iteración se ejecuta el código contenido entre las llaves –notar que estas iteraciones se realizan para cada uno de los valores que puede tomar la macro local `i` (ver `foreach` en línea 3). La línea 24 utiliza el comando `table` para computar el `ipcf` promedio para cada percentil de ingreso; la opción `replace` reemplaza la base de datos en memoria por el resultado del tabulado. Así, se genera una nueva base de datos con 100 observaciones que tiene dos variables: (1) `percentil`, y (2) `table1` que contiene el `ipcf` promedio de cada `percentil`.⁵³ La línea 25 renombra la variable `table1`. En la línea 26 se ordena la nueva base de datos según la variable `percentil`; este paso es necesario para realizar –en un paso posterior– la unión entre las bases de datos con `ipcf` promedio por percentil de 1992 y 2006. La línea 27 almacena dicha base de datos con un nombre que se completa con el contenido de la macro local `i`; la opción `replace` del comando `save` reemplaza la base de datos del mismo nombre si ya existe. La línea 30 agrega a la base de datos con los `ipcf` promedio de 2006 la base de datos con los `ipcf` promedio de 1992 (ver comando `merge`). En la línea 31 se genera la variable `chg` con el cambio en el `ipcf` promedio para cada percentil del ingreso per cápita familiar. Por último, la línea 32 grafica la curva de incidencia del crecimiento para Argentina, 1992-2006.

```

1 * cap2-incidencia-crecimiento.do
2
3 foreach i in 92 06 {
4
5   use "arg`i'.dta", clear
6
7   if "`i'" == "92" {
8     replace ipcf = ipcf * 2.0994
9   }
10
11 * ordenar por ipcf
12 sort ipcf
13
14 * computar porcentaje acumulado población
15 gen shrpop = sum(pondera)
16 replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
17
18 * identificar percentil de ipcf

```

⁵² En realidad, en el caso de la encuesta de 2006, la información fue recolectada durante todo el segundo semestre de dicho año.

⁵³ El nombre `table1` lo elige Stata por defecto. La opción `name` del comando `table` puede emplearse para elegir un nombre distinto.

```

19 gen percentil = .
20 forvalues j = 1(1)100 {
21     replace percentil = `j' if shrpap > (`j'-1)*0.01 & shrpap <= `j'*0.01
22 }
23
24 table percentil [w=pondera], c(mean ipcf) replace
25 rename table1 ipcf`i'
26 sort percentil
27 save "percentil_arg`i'", replace
28 }
29
30 merge 1:1 percentil using "percentil_arg92"
31 gen chg = 100 * (ipcf06/ipcf92 - 1)
32 twoway line chg percentil, xlabel(#10)

```

Se deja como ejercicio para el lector agregar al gráfico que genera el bloque de código anterior intervalos de confianza del 95% para la curva de incidencia del crecimiento.

CAPÍTULO 3

VARIABLES Y FUENTES DE INFORMACIÓN

Índice del Capítulo 3

3.1. Introducción

3.2. Variables de interés

3.3. Personas y hogares

3.4. Edad y comparaciones intertemporales

3.5. Personas, factores y grupos

3.6. Fuentes de información

3.7. Ingreso y consumo en las encuestas

Apéndice: En la práctica

3.1. Introducción

En el capítulo anterior estudiamos la distribución de una variable de bienestar individual a la cual no definimos con precisión ni discutimos conceptualmente. Este capítulo está destinado a cubrir estos aspectos, para lo cual presentamos las ventajas y limitaciones de un conjunto alternativo de variables que potencialmente pueden ocupar el centro del análisis distributivo. Una vez escogida alguna variable relevante, esta debe ser estimada a partir de datos concretos de la realidad. El segundo objetivo de este capítulo es listar y caracterizar las fuentes de información que proveen los datos para un estudio distributivo típico, en especial aquellas disponibles en América Latina.

El capítulo comienza con un debate conceptual fundamental que ha merecido la atención de filósofos e investigadores sociales: ¿cuál es la variable (o las variables) cuya distribución nos interesa estudiar?, ¿qué razones positivas y normativas hay detrás de este interés? En la sección 3.2 damos una primera mirada a esta discusión, que extenderemos en los siguientes capítulos del libro. Pese a que el debate sobre el objeto de análisis distributivo es muy rico, se suele dirimir por razones prácticas: la disponibilidad de información y la sencillez del análisis empírico. Por claras ventajas en estas dos dimensiones, el ingreso y el consumo monetario aparecen como las dos variables sobre las que se concentra la literatura distributiva empírica.

La sección 3.3 reconoce que las personas no viven solas, sino que pertenecen a hogares en los que se comparten recursos, lo cual genera un conjunto de nuevas preguntas. ¿Debemos comparar ingresos entre personas o entre hogares? Dado que las necesidades pueden diferir entre personas por factores como la edad o el género, ¿nos interesa la distribución del ingreso (o del consumo) total, del ingreso per cápita o del ingreso ajustado por alguna escala de equivalencia?

Los ingresos y consumos no son uniformes a lo largo de la vida, sino que, por lo general, suelen crecer hasta la edad adulta y luego caer, dependiendo de la cobertura del sistema de seguridad social. Conforme a este patrón, existen argumentos que sostienen la necesidad de comparar los niveles de vida de personas solo de la misma edad, o alternativamente comparar los ingresos intertemporales o permanentes de las personas, es decir, aquellos obtenidos a lo largo de toda la vida, y no los de un momento particular. Estos argumentos son abordados en la sección 3.4 del capítulo.

Si bien gran parte de la literatura distributiva, incluido este libro, estudia la distribución del bienestar entre personas, alternativamente es posible dirigir el análisis hacia la distribución entre otras unidades. La sección 3.5 examina brevemente la distribución del ingreso entre factores productivos (distribución *funcional*) y entre grupos definidos por alguna característica (por ejemplo, área geográfica).

Este es un libro eminentemente empírico, por lo que la discusión sobre las fuentes de información y la calidad de los datos ocupa un lugar importante. La sección 3.6 está asignada a este punto; en particular, se discuten las características de las encuestas de hogares, sus ventajas y limitaciones, con especial énfasis en las encuestas disponibles en América Latina.

Finalmente, en la sección 3.7 se explican los pasos a seguir en la generación de variables de ingreso y consumo a partir de las encuestas de hogares de la región, y se comentan algunos de los principales problemas en el trabajo empírico. Como en todo el libro, este capítulo incluye un apéndice, donde se guía al lector hacia la implementación práctica de lo discutido en las distintas secciones.

3.2. Variables de interés

El término *distribución del ingreso* es utilizado para englobar un conjunto de fenómenos relacionados con la equidad económica. Así, el principal compendio de economía sobre este tema es llamado *Handbook of Income Distribution*, aunque desde su capítulo 1 se alerta sobre la “necesidad de liberar el análisis de la desigualdad económica al confinamiento del espacio del ingreso o la posesión de bienes” (Sen, 2000). Si bien en la práctica el ingreso ocupa un lugar central en el análisis distributivo, es importante detenernos en pensar el problema conceptualmente y evaluar alternativas.

Si nos motiva el interés por la equidad, ¿cuál es la variable cuya distribución deberíamos conocer y estudiar? ¿Nos interesa la pobreza como carencia de qué variable o conjunto de variables? ¿Nos preocupa la desigualdad entre las personas en términos de cuáles factores? Estas son preguntas conceptuales intensamente debatidas en las ciencias sociales y en la filosofía, sobre las que existe una vasta literatura.¹ Amartya Sen, economista y filósofo, premio Nobel de Economía en 1998, sostiene que todas las concepciones de equidad implican la igualdad de algo, pero difieren en la variable que consideran relevante igualar. A riesgo de simplificar demasiado una discusión muy rica, es posible identificar dos concepciones básicas de equidad: una basada en resultados y otra en oportunidades.

3.2.1. Resultados y oportunidades

Los resultados son consecuencia, al menos parcialmente, de la acción deliberada de las personas. Las oportunidades, en cambio, son circunstancias dadas para el individuo, que limitan el conjunto de resultados a los cuales puede tener acceso a partir de sus elecciones. El ingreso individual, por ejemplo, es una variable de resultado, en cuanto al menos en parte es determinado por decisiones de la persona respecto de su esfuerzo, capacitación, toma de

¹ Para una introducción desde la Economía, consultar Le Grand (1991), Roemer (1998) y Sen (1992).

riesgos, y diversas elecciones laborales y familiares. En cambio, el ingreso de los padres es una variable que forma parte del conjunto de oportunidades de un niño, ya que afecta sus posibilidades económicas futuras pero está fuera de su control.

Las concepciones de equidad basadas en resultados y oportunidades son discutidas más extensamente en el capítulo 6. Adelantamos dos de las principales conclusiones. Primero, la idea de igualdad de oportunidades resulta conceptualmente más atractiva, y de hecho es la más aceptada por la opinión pública. Existen diferencias de resultados que si provienen de decisiones tomadas libremente en un escenario de igualdad de oportunidades, no son evaluadas por la mayoría de las personas como injustas. Segundo, desafortunadamente la implementación empírica del concepto de oportunidades es engorrosa y ambigua. La idea de oportunidades no es fácil de definir, no tiene un correlato empírico claro y es multidimensional, a diferencia de las típicas variables de resultado. Por esta razón, la enorme mayoría de los estudios sobre equidad se concentran en la distribución del ingreso, el consumo u otra variable de resultado, en lugar de focalizarse en conceptos más ambiciosos, como el de oportunidades. Gran parte de este libro sigue este camino, dictado más por la conveniencia práctica que por el convencimiento teórico.²

3.2.2. Utilidad y aproximaciones monetarias

Supongamos que decidimos trabajar con la distribución de alguna variable de resultado y no de oportunidades. Un primer candidato es la utilidad (o bienestar, o felicidad) individual. Gran parte del análisis económico se centra, de hecho, en esa variable. Un supuesto crucial que caracteriza al paradigma económico tradicional es que las personas buscan maximizar su utilidad actuando racionalmente en un mundo con restricciones presupuestarias, de tiempo e informativas.

Tomemos el modelo más sencillo de un solo período sin incertidumbre, asumiendo que las personas viven solas. En este mundo cada individuo es un hogar, y el ingreso de la persona, al que llamamos y , es trivialmente el ingreso total y el ingreso per cápita de su hogar unipersonal. Más adelante introduciremos las complicaciones que surgen en la vida real, donde las personas se agrupan en familias. En este modelo simple cada persona busca resolver el siguiente problema:

$$(3.1) \quad \max_q u(q) \text{ sujeto a } pq = y$$

donde u es la función de utilidad individual que depende del consumo de un vector de bienes

²La literatura que intenta hacer operativo el concepto de igualdad de oportunidades es revisada en el capítulo 7.

y servicios q , disponibles en el mercado a precios fijos p .³ De la maximización de la utilidad surgen funciones de demanda de bienes $q(p,y)$, las que reemplazadas en la función objetivo $u(q)$ generan la llamada función de utilidad indirecta $v(p,y)$. Esta función indica la máxima utilidad a la que puede acceder una persona que enfrenta precios p y dispone de un ingreso y . Una alternativa para el análisis distributivo sería comparar los valores de utilidad v entre las personas. De hecho, buena parte de los resultados de la Economía del Bienestar provienen de resolver la maximización de una función de bienestar social W cuyos argumentos son precisamente las utilidades individuales. A esta función $W(u_1(q_1), \dots, u_N(q_N)) = W(v_1(p, y_1), \dots, v_N(p, y_N))$ se la conoce habitualmente como función de bienestar social de Bergson-Samuelson, y la usaremos extensamente en los capítulos siguientes. Se argumenta que la maximización de esta función debería ser la preocupación central de las políticas públicas.

Si bien la utilidad individual parece un candidato natural para centrar los estudios distributivos, esta variable enfrenta algunos problemas prácticos fundamentales: no es observable, y es difícil de estimar y de comparar entre personas. Una alternativa es concentrarse en el vector de consumo q , ignorando la función u que transforma cantidades de bienes en utilidad. Sin embargo, una vez más nos topamos con el problema de la multidimensionalidad. El vector q es una lista potencialmente extensa de bienes y servicios que generan utilidad. La comparación de vectores es engorrosa y ambigua: si la persona A consume 2 manzanas y 3 peras, y la persona B consume 3 peras y 2 manzanas, ¿quién goza de un nivel de vida más alto?

Frente a estos problemas, la alternativa que ha seguido la economía es concentrarse en alguna de las dos variables monetarias del problema de maximización planteado anteriormente: el ingreso y , o el gasto de consumo $c \equiv p \cdot q$, que en este ejemplo sencillo coinciden. Estas dos variables tienen la gran ventaja de ser escalares (es decir, números en lugar de vectores) expresados en unidades monetarias (pesos). Conceptualmente tienen también el atractivo de representar la base a partir de la cual cada persona deriva utilidad de acuerdo con su función particular. A menudo se sostiene que el gasto de consumo y el ingreso son aproximaciones al “nivel de vida” de la persona, entendido este como el conjunto de bienes y servicios a los que la persona tiene acceso.

Existen razones teóricas que justifican la elección del ingreso o el consumo como aproximaciones monetarias al nivel de utilidad. Los párrafos que siguen revisan esos argumentos con el lenguaje técnico de la economía, por lo que pueden ser saltados por el lector no interesado.⁴

El enfoque más popular, iniciado por Samuelson (1974), es el de la *utilidad monetaria* (*money metric utility*) y consiste en calcular el costo monetario de alcanzar un determinado

³ Nótese que el ingreso aparece en este modelo sencillo como dado, y por ende, como determinante de las oportunidades para alcanzar niveles de utilidad. En el mundo real o en modelos más elaborados, y tal como discutimos antes, el ingreso no está dado, sino que depende de un conjunto de decisiones, por lo que se trata de una variable de resultado y no de oportunidades.

⁴ La exposición sigue a Deaton y Muellbauer (1980) y Deaton y Zaidi (2002).

nivel de utilidad, dado un conjunto de precios de referencia. La utilidad monetaria para la persona i (u_i^m) es

$$(3.2) \quad u_i^m = e(u_i, p_0)$$

donde $e(\cdot)$ es la función de gasto indirecta, por lo que u_i^m indica el costo monetario de alcanzar el nivel de utilidad u_i a los precios de referencia p_0 . Esta función es difícil de estimar ya que requiere conocer las preferencias u , pero puede ser aproximada por una expansión de Taylor de primer orden,

$$(3.3) \quad e(u_i, p_0) \approx e(u_i, p_i) + (p_0 - p_i) \cdot \frac{\partial e(u_i, p_i)}{\partial p}$$

donde p_i es el vector de precios relevante para i dado su vector de consumo (y, por lo tanto, variable en el tiempo y en el espacio). El *lemma de Shephard* indica que en el óptimo la derivada de la función de gasto indirecta con respecto al vector de precios es el vector de cantidades efectivamente consumidas q_i . Adicionalmente, dado que se asume que i maximiza utilidad, entonces $e(u_i, p_i) = p_i \cdot q_i$. Combinando estas ecuaciones,

$$(3.4) \quad u_i^m = e(u_i, p_0) \approx p_0 q_i$$

Es posible reescribir a $p_0 \cdot q_i$ como

$$(3.5) \quad p_0 q_i = \frac{p_i q_i}{\left(\frac{p_i q_i}{p_0 q_i} \right)} = \frac{p_i q_i}{I_{p_i}}$$

donde I_{p_i} es un índice de precios tipo Paasche específico del individuo i . Combinando las ecuaciones (3.4) y (3.5),

$$(3.6) \quad u_i^m \approx \frac{p_i q_i}{I_{p_i}} = \frac{c_i}{I_{p_i}}$$

La utilidad monetaria de i puede ser aproximada por el gasto monetario total del individuo dividido por un índice Paasche que capte los precios relativos que enfrenta la persona respecto del vector de precios de referencia. Dado que en este modelo sencillo el ingreso es igual al consumo, y_i/I_{p_i} es también un indicador de bienestar válido.

El enfoque alternativo es el del cociente de bienestar (*welfare ratio*) y fue propuesto por Blackorby y Donaldson (1988).⁵ Este cociente surge de dividir el gasto del individuo por el

⁵ El enfoque alternativo surge ante el problema de que la utilidad monetaria no es una función cóncava del gasto o el ingreso, lo que puede generar que políticas redistributivas en el espacio del ingreso no necesariamente reduzcan la desigualdad en el espacio de la utilidad monetaria.

gasto requerido para alcanzar un nivel de utilidad de referencia a los precios efectivos que enfrenta. En la práctica, como referencia se suele tomar un nivel de utilidad bajo, identificado con alguna idea de pobreza (u_z). El ratio de bienestar de i es entonces

$$(3.7) \quad r_i = \frac{e(u_i, p_i)}{e(u_z, p_i)}$$

Para llevar este coeficiente a valores monetarios lo usual es multiplicarlo por el gasto necesario para alcanzar un nivel básico de utilidad $e(u_z, p_0)$.⁶ El valor monetario de la utilidad bajo este método, denotado como u_i^r , es entonces

$$(3.8) \quad u_i^r = \frac{e(u_i, p_i)}{e(u_z, p_i)} e(u_z, p_0)$$

o, de forma equivalente

$$(3.9) \quad u_i^r = \frac{p_i \cdot q_i}{p_i \cdot q_z} (p_0 q_z) = \frac{p_i q_i}{\left(\frac{p_i q_z}{p_0 q_z} \right)} = \frac{p_i q_i}{I_{Li}} = \frac{c_i}{I_{Li}} = \frac{y_i}{I_{Li}}$$

donde I_{Li} es un índice de precios Laspeyres con ponderadores fijos en la canasta de consumo q_z .

En resumen, en ambos métodos la utilidad puede ser aproximada por el gasto en consumo o el ingreso, que en este modelo son equivalentes. La diferencia entre enfoques radica en la forma de deflactar las variables monetarias: por un índice de precios tipo Paasche en el caso del enfoque de utilidad monetaria, y tipo Laspeyres en el caso del enfoque de los cocientes de bienestar. En la práctica los índices Laspeyres son más sencillos de computar y están más fácilmente disponibles que los índices Paasche específicos.

Naturalmente, el mundo real es más complicado de lo que este modelo puede ilustrar. Las personas también derivan utilidad de bienes que no compran en el mercado, y por los que no efectúan un gasto, como por ejemplo el consumo de bienes producidos domésticamente, lo cual es habitual en especial en las áreas rurales. En general, esta complicación puede ser acomodada en el marco analítico anterior, siempre que existan precios de referencia para los bienes consumidos no comprados.

El problema se torna más complicado para “bienes” que generan utilidad, pero sin un mercado claramente definido. La libertad, la seguridad, el amor y la salud son determinantes cruciales de la felicidad de las personas, pero difíciles de enmarcar en el modelo anterior. Medir y comparar solo ingresos o gastos de consumo deja fuera del análisis todos estos importantes aspectos del nivel de vida de las personas. Esta carencia es bien reconocida

⁶ Este gasto está estrechamente emparentado con la línea de pobreza, como veremos en el capítulo siguiente.

por la economía, y de hecho hay varias líneas de investigación que tratan de extender el paradigma de medición monetaria hacia otros bienes y variables. Sin embargo, el problema es complejo y estas extensiones suelen no ser operativas, por lo que la gran mayoría de los estudios distributivos continúan usando el ingreso o el consumo monetario como variables de análisis, con el argumento de que son las aproximaciones al nivel de vida individual más fácilmente mensurables y comparables.

3.2.3. Ingreso y consumo

El ingreso y el consumo son las dos típicas variables monetarias usadas para aproximar el nivel de vida o bienestar de las personas. Dado que se trata de variables de *flujo*, deben ser definidas en función de un período de referencia: un día, un mes, un año, toda la vida. ¿Cuál es el período de referencia que resulta más relevante para los estudios de pobreza o desigualdad? Por un lado, no es conveniente concentrarse en períodos cortos sujetos a demasiadas fluctuaciones coyunturales. El bienestar en un día particular puede estar muy alejado de los valores habituales para la persona. Nos interesa considerar algún valor representativo del nivel de vida durante un período suficientemente largo como para aliviar el impacto de shocks circunstanciales de corta duración. Sin embargo, tampoco es conveniente considerar períodos muy largos que impliquen ejercicios artificiales de promediar variables en distintos momentos alejados de la vida. Si el bienestar promedio de una persona a lo largo de toda su vida supera un umbral de pobreza pero la persona sufre privaciones materiales en el 70% de sus años, clasificarla como no pobre es, cuanto menos, una simplificación excesiva de la realidad.

La literatura distributiva parece converger hacia la elección de un año como período de referencia razonable para medir y comparar los niveles de vida de las personas. Un año es obviamente una medida arbitraria, pero es comúnmente aceptado como un compromiso entre períodos muy cortos (día, semana, mes) sujetos a demasiadas fluctuaciones coyunturales y períodos largos (décadas, toda la vida) en los que se pierde la posibilidad de evaluar el bienestar corriente de las personas. La elección de un período anual como base de referencia también está influenciada por las estacionalidades propias de algunas actividades económicas, particularmente las agropecuarias.

Supongamos entonces que acordamos comparar el nivel de vida de las personas en un año y que podemos medir el ingreso y el consumo con base anual. ¿Cuál de estas dos variables conviene usar? En el modelo sencillo anterior asumimos que la persona vive un solo período, por lo que es natural que no ahorre, por lo que su gasto en consumo $c \equiv pq$ es igual a su ingreso y . En la vida real, en cambio, las personas pueden postergar o adelantar consumo mediante decisiones de ahorro o desahorro. Los individuos tienden a ahorrar cuando sus ingresos son

excepcionalmente altos de acuerdo con lo previsto, y desahorrar en los momentos en los que los ingresos caen debajo de lo normal. Si la persona vive T años, el problema de optimización que enfrenta es

$$(3.10) \quad \text{Max}_{q_1, \dots, q_T} u(q_1, \dots, q_T) \text{ sujeto a } y_t + r_t s_{t-1} = p_t q_t + (s_t - s_{t-1}) \quad \forall t = 1, \dots, T$$

donde s_t es el nivel de activos en el año t producto de sus ahorros y r la tasa de interés. La restricción presupuestaria de cada año t indica que el ingreso corriente (igual al ingreso autónomo y sumado al ingreso de capital $r_t s_{t-1}$) es igual al consumo corriente más el incremento o reducción del nivel de activos en ese año.

El supuesto combinado de que los ingresos autónomos (típicamente ingresos laborales y transferencias) son fluctuantes en el tiempo y que las personas tienen preferencias por mantener estables sus niveles de consumo (función u cuasiconcava) introduce una brecha entre el ingreso y el gasto en consumo de cada período. Si suponemos una función aditiva separable $u(q_1, \dots, q_T) = u(q_1) + \dots + u(q_T)$, en cada año la utilidad dependerá solo del vector de cantidades consumidas en ese año, que valorizadas a los precios de mercado constituyen el gasto anual en consumo $p_t q_t$. El consumo anual monetario tendría entonces una estrecha relación con el nivel de vida o bienestar individual en cada período. El ingreso monetario anual, en cambio, tendería a sobrestimar el nivel de vida en períodos de ahorro y subestimarlos en años de desahorro.

Una de las principales críticas al uso del ingreso como variable de bienestar reside en la captación del nivel de vida de los adultos mayores retirados del mercado laboral. Algunas de estas personas con escasos o nulos ingresos autónomos mantienen niveles de vida más altos sobre la base de liquidación de activos y desahorro. Estas personas aparecerían como pobres de acuerdo con el ingreso corriente, a pesar de gozar de niveles de bienestar más elevados. La sección 3.4 extiende esta discusión.

Frente a estos argumentos a favor del uso del consumo anual como *proxy* de bienestar individual, algunos esgrimen que el ingreso anual representa las posibilidades genuinas de consumo durante ese período, que la persona es libre de aprovechar, o bien postergar hacia el futuro mediante decisiones de ahorro. En el lenguaje de la sección 3.2.1, el ingreso anual representaría las *oportunidades* de consumo. Con este argumento, si nos interesa el bienestar anual, el ingreso anual sería una buena *proxy* en cuanto refleja el acceso a recursos durante ese período, con independencia de lo que se decida hacer con ellos (consumirlos o ahorrarlos).

Al debate de la elección consumo/ingreso se agrega un problema práctico que hasta ahora hemos ignorado: los países no suelen tener encuestas que releven el ingreso o consumo con base anual. Las personas tienen dificultades en recordar información de muchos meses atrás,

por lo que las encuestas anuales se vuelven poco confiables. Por otra parte, resulta muy costoso implementar encuestas de panel que entrevisten a las mismas personas mes a mes. De hecho, las encuestas de hogares latinoamericanas suelen preguntar solo el ingreso del mes previo a la entrevista, y no encuestan reiteradamente en el tiempo a una misma persona. El hecho de que el período de recolección de datos sea corto implica en general un argumento adicional a favor del consumo corriente (mensual) como *proxy* de bienestar en lugar del ingreso corriente (mensual), dado que este puede estar más afectado por fluctuaciones de corto plazo. El siguiente ejemplo intenta clarificar este punto.

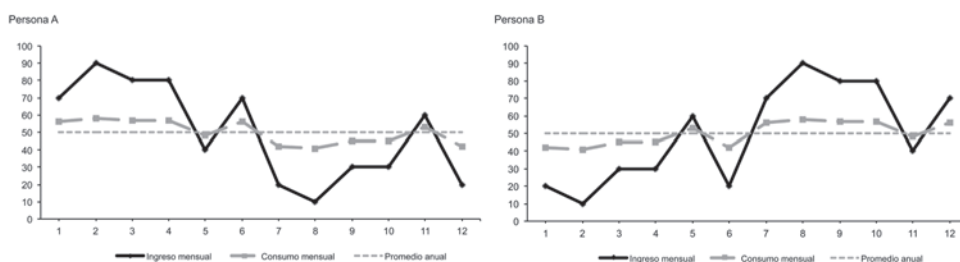
Supongamos dos personas, *A* y *B*, con ingresos volátiles a lo largo de los 12 meses del año. El cuadro y figura 3.1 muestran los ingresos y consumos mensuales de estas dos personas en un año típico que, asumamos, se repite sin cambios a lo largo del tiempo.

Cuadro 3.1
Ejemplo de dos personas con diferencias en el patrón temporal
de ingreso y consumo a lo largo del año

	Persona A		Persona B		Cociente mayor/menor	
	Ingreso	Consumo	Ingreso	Consumo	Ingreso	Consumo
Enero	70	56	20	42	3.5	1.3
Febrero	90	58	10	41	9.0	1.4
Marzo	80	57	30	45	2.7	1.3
Abril	80	57	30	45	2.7	1.3
Mayo	40	48	60	53	1.5	1.1
Junio	70	56	20	42	3.5	1.3
Julio	20	42	70	56	3.5	1.3
Agosto	10	41	90	58	9.0	1.4
Septiembre	30	45	80	57	2.7	1.3
Octubre	30	45	80	57	2.7	1.3
Noviembre	60	53	40	48	1.5	1.1
Diciembre	20	42	70	56	3.5	1.3
Promedio	50	50	50	50	3.8	1.3

El ejemplo fue construido de modo tal que la única diferencia entre los individuos *A* y *B* reside en el patrón temporal de sus ingresos y gastos. El mes de enero para la persona *A* tiene exactamente los mismos valores de ingreso y consumo que julio para *B*; febrero de *A* es igual a agosto de *B*, y así sucesivamente. Obviamente, el ingreso y el consumo promedio durante el año son idénticos para las dos personas (50). Para la persona *A* los ingresos son claramente superiores durante el primer semestre (lo contrario ocurre con *B*), aunque también existen fluctuaciones de corto plazo dentro de cada período.

Figura 3.1
Ejemplo de dos personas con diferencias en el patrón temporal
de ingreso y consumo a lo largo del año



Consistente con la evidencia empírica existente (por ejemplo, Deaton, 1992), en el ejemplo las personas “suavizan” su patrón de consumo a lo largo del año.⁷ El ejemplo supone que lo hacen parcialmente, ya sea por ansiedad o urgencias por consumir cuando se percibe el ingreso, o por dificultades para transferir poder adquisitivo de un mes a otro. Se asume adicionalmente que cada año se cierra con la igualdad entre ingresos y consumos, lo cual simplifica la realidad, en la que las personas pueden ahorrar o desahorrar durante períodos de tiempo más largos.

Naturalmente, si estamos interesados en el nivel de vida anual, lo ideal es relevar el ingreso o el consumo anual, que en este caso coinciden para las dos personas. Sin embargo, como explicamos, por problemas prácticos esta opción generalmente no está disponible. Supongamos entonces que el país en el que viven *A* y *B* realiza una encuesta en la que solo se preguntan los ingresos y consumos del mes previo al de la entrevista. Como sugieren el cuadro y figura anteriores la “foto” obtenida con una encuesta de este tipo resulta diferente ya sea se tome con la lente del ingreso, o con la del consumo. Si, por ejemplo la encuesta pregunta sobre el mes de enero, reflejará una brecha de ingresos muy grande (70 de *A* frente a 20 de *B*), y una brecha de consumo moderada (56 de *A* y 42 de *B*). A su vez, cualquiera de estas fotos mensuales es diferente a la obtenida con una lente más amplia con la que se capte al año entero. En esta última, de hecho, no hay diferencias entre *A* y *B* ni en el ingreso, ni el consumo: el promedio anual es igual para ambos.⁸

Nótese que si el objetivo es aproximar el nivel anual de las dos variables, el consumo mensual es una mejor medida que el ingreso mensual ya que no está tan afectado por los vaivenes de la actividad económica. En el ejemplo, en cada mes el valor del gasto de consumo mensual se acerca más al promedio anual que el ingreso mensual.⁹

⁷“Suavizar” el consumo hace referencia a mantenerlo en niveles más o menos estables, a pesar de que el ingreso se comporte de manera volátil.

⁸ Por simplicidad, ignoremos la posibilidad de que difieran si se introducen tasas de descuento.

⁹ Por ejemplo, la suma de las diferencias cuadráticas entre el valor mensual y el promedio anual es 17 veces más grande en el caso del ingreso que en el del consumo.

El último panel del cuadro 3.1 reafirma las ventajas del uso del consumo. La primera columna de ese panel muestra el cociente entre el ingreso mensual de la persona de mayor ingreso y la de menor ingreso. Este cociente es un indicador de desigualdad. Nótese que la posición de persona “más rica” va cambiando entre *A* y *B* a lo largo del año. La última columna repite el ejercicio con el consumo. La desigualdad registrada con el consumo mensual es claramente inferior a la registrada con el ingreso mensual y más cercana a la real (si la unidad de tiempo de referencia elegida es el año). Utilizar el consumo mensual implica en el ejemplo una sobrestimación de la desigualdad anual (que es nula), pero el sesgo es inferior al que surge de comparar los ingresos mensuales. Mientras que en promedio el cociente de consumos mensuales entre las dos personas es 1.3, el cociente de ingresos mensuales es 3.8. Naturalmente, cuanto mayor sea el suavizado del patrón de consumo que realizan los individuos, mayores serán las ventajas de utilizar esta variable en lugar del ingreso mensual.

El ejemplo del cuadro 3.1 supone un patrón de ingresos estacional y volátil, y un perfil temporal de consumo más suave. Si bien este es el caso relevante para muchas personas, no necesariamente lo es para todas. Por ejemplo, los trabajadores asalariados en el sector formal urbano suelen tener salarios fijos, estables en el tiempo, no sujetos a estacionalidades ni shocks de corto plazo. Por su parte el patrón de consumo corriente de ciertas familias puede presentar fuertes estacionalidades y estar sujeto a shocks de corto plazo, según preferencias, necesidades y condiciones de mercado. En estos casos, los roles del ingreso y consumo del ejemplo anterior pueden invertirse.

En la evidencia para los países en desarrollo, incluidos los de América Latina, la volatilidad del ingreso es mayor que la del consumo. El cuadro 3.2 muestra el ratio de ingresos entre quintiles extremos, un indicador extendido de desigualdad a explicar con más detalle en el capítulo 6, para las distribuciones del consumo y el ingreso per cápita familiar. En todos los casos la desigualdad en la distribución del consumo, medida por ese indicador, resulta inferior a la del ingreso.

Cuadro 3.2

Cociente entre quintiles extremos

Distribuciones del consumo y el ingreso per cápita familiar

Países	Año	Quintil5 / Quintil1	
		consumo	ingreso
Ecuador	2006	14.8	20.0
México	2006	12.3	13.4
Nicaragua	2005	7.5	14.8
Panamá	2003	12.9	27.6
Perú	2006	9.0	13.7

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Si el ingreso reportado en las encuestas está muy “contaminado” por fluctuaciones de corto plazo, en comparación con el consumo, su relación con otros indicadores de privaciones resultará más débil. Algunas personas que son clasificadas como pobres de acuerdo con el ingreso reportado en el mes de la entrevista, no tienen privaciones en términos de vivienda, educación y otras variables, ya que sus ingresos de largo plazo (y sus consumos corrientes) son más altos. El gradiente del acceso a ciertos bienes y servicios es menos pronunciado al ser medido con el ingreso que con el consumo.¹⁰ El cuadro 3.3 muestra evidencia en ese sentido para cuatro países latinoamericanos en tres variables: el acceso a una vivienda con materiales no precarios, la disponibilidad de un baño higiénico con descarga de agua y el acceso a un nivel educativo superior.¹¹

Cuadro 3.3
Promedio de variables por quintiles de consumo e ingreso per cápita familiar

México 2006						
	Quintiles					Total
	1	2	3	4	5	
Vivienda de materiales no precarios						
Por consumo	35.1	56.8	68.1	77.1	86.3	67.7
Por ingreso	42.1	58.6	65.6	76.2	86.3	67.7
Disponibilidad de baño y saneamiento						
Por consumo	25.6	46.3	64.2	77.4	90.7	65.0
Por ingreso	33.2	48.6	63.1	75.2	90.6	65.0
Nivel educativo superior (mayores 25 años)						
Por consumo	0.7	2.2	4.4	10.2	33.8	11.8
Por ingreso	1.4	1.9	4.3	8.7	34.0	11.8

Nicaragua 2005						
	Quintiles					Total
	1	2	3	4	5	
Vivienda de materiales no precarios						
Por consumo	65.6	79.5	87.1	92.2	96.3	86.3
Por ingreso	71.1	80.0	87.5	91.4	94.8	86.3
Disponibilidad de baño y saneamiento						
Por consumo	2.3	3.7	17.7	34.9	59.4	29.3
Por ingreso	3.9	14.0	20.1	35.1	56.4	29.3
Nivel educativo superior (mayores 25 años)						
Por consumo	0.1	0.6	2.1	4.6	19.5	6.6
Por ingreso	0.2	0.8	2.1	3.8	20.1	6.6

Panamá 2003						
	Quintiles					Total
	1	2	3	4	5	
Vivienda de materiales no precarios						
Por consumo	60.4	85.9	93.8	96.9	99.1	90.9
Por ingreso	71.0	86.5	92.3	96.4	98.2	90.9
Disponibilidad de baño y saneamiento						
Por consumo	11.9	29.9	51.1	70.0	88.7	58.4
Por ingreso	22.1	36.4	54.6	66.3	86.1	58.4
Nivel educativo superior (mayores 25 años)						
Por consumo	0.1	1.0	2.9	9.1	30.3	11.0
Por ingreso	0.5	0.7	3.4	8.3	30.4	11.0

Perú 2006						
	Quintiles					Total
	1	2	3	4	5	
Vivienda de materiales no precarios						
Por consumo	78.7	76.9	82.6	88.0	94.3	85.0
Por ingreso	77.8	79.0	82.2	87.5	94.0	85.0
Disponibilidad de baño y saneamiento						
Por consumo	32.8	51.6	69.3	81.9	92.7	68.8
Por ingreso	35.6	53.9	68.5	80.3	91.5	68.8
Nivel educativo superior (mayores 25 años)						
Por consumo	1.2	4.4	10.8	19.7	39.1	17.4
Por ingreso	1.6	4.4	9.6	18.6	39.2	17.4

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Porcentaje de hogares en viviendas construidas con materiales no precarios; porcentaje de hogares con baño con descarga de agua en la vivienda; y porcentaje de personas mayores de 25 años con estudios superiores. Las definiciones de vivienda de material precario y acceso a baños con saneamiento adecuado difieren entre países. Ver sedlac.econo.unlp.edu.ar.

Existen algunas razones prácticas adicionales a favor del uso del consumo, en lugar del ingreso.¹² Las personas tienden a contestar con más precisión y veracidad sus patrones de consumo, en tanto tienden a esconder o no recordar sus verdaderas fuentes y niveles de ingreso.¹³ Este problema es particularmente importante en economías primarias y rurales, donde el trabajo por cuentapropia y el consumo de autoproducción son más frecuentes. La captación de actividades ilegales es también más problemática a través del ingreso: las personas tienden a subdeclarar con mayor intensidad los ingresos de ocupaciones ilícitas que los niveles de consumo sostenidos por el ingreso proveniente de esas actividades.¹⁴

¹⁰ El gradiente es la tasa de cambio de una variable a medida que aumenta el ingreso o consumo.

¹¹ La única excepción al mayor gradiente del acceso con respecto al consumo es el caso de la vivienda no precaria en Perú.

¹² Consultar Atkinson (1991), Chaudhuri y Ravallion (1994), y Glewwe y van der Gaag (1990).

¹³ Ver Deaton y Grosh (2000), y Meyer y Sullivan (2009).

¹⁴ En contraste, existen consumos en ítems ilegales o que el encuestado prefiere esconder (alcohol, tabaco, drogas, servicios sexuales) aunque los haya abonado con ingresos lícitos.

Finalmente, en un estudio distributivo típico nos interesa conocer el nivel de vida alcanzado por la persona *después* de impuestos. Muchas encuestas de los países en desarrollo, entre ellas las latinoamericanas, no suelen incluir preguntas impositivas, por lo que es difícil saber si el ingreso reportado es bruto o neto de impuestos directos. El consumo, en cambio, es un concepto definido después de impuestos directos: se consume lo que queda del ingreso después del pago de gravámenes.

Dadas estas ventajas, ¿por qué los países no relevan el consumo corriente en lugar (o además) del ingreso corriente? La principal razón es que construir una variable de consumo del hogar no es una tarea sencilla, como veremos más adelante. En parte ello se debe a que es necesario incluir varios cuestionarios tratando de captar cada uno de los bienes y servicios consumidos por la familia, y decidir cuáles de ellos son consumos corrientes estrechamente vinculados al nivel de vida habitual de los miembros del hogar, y cuáles son solo esporádicos. En la práctica se generan un sinnúmero de situaciones ambiguas para las que no existen recetas homogéneas, por lo que son resueltas de forma dispar por quienes están encargados de construir agregados de consumo, con la consiguiente pérdida de comparabilidad.¹⁵ Estos problemas también ocurren al construir variables de ingreso, pero generalmente son menos graves. Adicionalmente, el trabajo de campo en una encuesta de gastos de consumo es más prolongado y difícil, a menudo requiere varias entrevistas a lo largo del mes, y en consecuencia resulta más oneroso para los Gobiernos.

Deaton (2005) argumenta que es más fácil medir el ingreso que el consumo en países ricos, donde la mayor parte de las personas son asalariados formales, y en consecuencia, el ingreso es fácil de recordar y reportar, en tanto que las personas son más reacias a cooperar en largas encuestas de consumo que requieren mucho tiempo para contestar. En cambio, medir correctamente ingreso es relativamente más difícil en países pobres, donde muchos individuos están autoempleados y predominan las actividades agropecuarias con ingresos variables. La magnitud de las fluctuaciones de ingreso y las posibilidades de suavizar consumo mediante el acceso al crédito formal o informal son importantes a la hora de optar por una alternativa de medición.

En la práctica, mientras que típicamente los países desarrollados tienen encuestas de hogares solo con preguntas de ingreso corriente, los países africanos y muchos asiáticos tienen encuestas solo con preguntas de consumo corriente. América Latina es una región de desarrollo intermedio, donde las ventajas relativas de uno u otro enfoque no son tan claras. En la práctica, en las encuestas de todos los países de la región se releva el ingreso, y en algunas (aproximadamente la mitad) también se incluyen de manera regular cuestionarios destinados a medir el gasto de consumo. La sección 3.6 trata este punto con más detalle.

¹⁵ Ver Beegle *et al.* (2011).

3.2.4. Riqueza

La riqueza es otra variable monetaria de resultado, candidata a ser el centro del análisis distributivo. De hecho, una de las manifestaciones más tangibles de desigualdad es el contraste entre las grandes fortunas de algunos privilegiados y la escasa disponibilidad de activos de vastos sectores de la sociedad.

La riqueza de una persona surge de la acumulación de ahorros y de herencias recibidas. A diferencia del ingreso o el consumo, la riqueza es una variable de *stock*, en la que deben incluirse activos inmobiliarios (casas, terrenos, campos), bienes de consumo durables, acciones, bonos y todo otro activo financiero, y restarse las deudas. Existen propuestas de incluir también el stock de capital humano como riqueza, aunque no es práctica usual agregar este ítem.

Conceptualmente, la medición del bienestar a través de la riqueza tiene problemas. Supóngase dos personas, una con ingresos anuales muy altos y otra muy bajos, que no recibieron herencias ni ahorran. La riqueza de ambas es cero, pero claramente están en situaciones de bienestar muy diferentes.

Los estudios sobre la distribución de la riqueza pueden ser interesantes *per se* y como contribuciones al estudio de la distribución del bienestar.¹⁶ Desafortunadamente, estos estudios no son usuales en el mundo, y en particular en Latinoamérica, dado que mientras que casi todas las encuestas de hogares relevan el ingreso y/o el consumo, son muy escasas las encuestas con información suficiente para construir una variable de riqueza.

3.2.5. Ingreso efectivo o potencial

Según discutimos anteriormente, para algunas concepciones de equidad lo relevante no sería el ingreso efectivo de una persona –una variable de resultado–, sino el ingreso potencial que surge de las oportunidades o capacidades con que ese individuo cuenta. En ausencia de diferencias en el ingreso potencial, las diferencias en el ingreso efectivo que surgen de elecciones libres no serían socialmente preocupantes.

El siguiente modelo simple ejemplifica esta distinción. Durante un día una persona dispone de T horas netas para realizar actividades que pueden o no generar ingresos. Supongamos que toda persona necesita 12 horas para descansar y realizar otras actividades básicas (por ejemplo, alimentarse), por lo que el número de horas disponible T es 12. Esas horas pueden ser asignadas a actividades laborales remuneradas l y actividades no remuneradas en el mercado n . Estas últimas actividades suelen ser llamadas en la jerga económica “ocio”, aunque en

¹⁶Davies y Shorrocks (2000) hacen un exhaustivo análisis teórico de la distribución de la riqueza.

realidad también abarcan actividades no vinculadas al ocio, como todo trabajo doméstico (limpieza, cuidado de niños, reparaciones en el hogar, etc.). Formalmente, la restricción de tiempo es

$$(3.11) \quad T = l + n$$

El ingreso de una persona es la suma de sus ingresos no provenientes del trabajo M y sus ingresos laborales, que resultan de multiplicar sus horas de trabajo l por el salario horario w . El ingreso en este modelo simple de un período se gasta en el consumo de un bien c con precio unitario:

$$(3.12) \quad M + wl = c$$

La combinación de las dos ecuaciones anteriores genera la siguiente restricción presupuestaria:

$$(3.13) \quad M + wT = c + wn$$

El lado izquierdo de esta ecuación indica el ingreso potencial (*full income*): es el monto que el individuo puede generar, en el caso de usar todo su tiempo disponible (12 horas diarias en el ejemplo) a trabajar en el mercado. Ese ingreso potencial es gastado en consumir bienes y “ocio”, cuyo precio, o costo de oportunidad, es el salario horario de mercado. Algunos investigadores sostienen que lo relevante para un estudio de pobreza y desigualdad es el ingreso potencial, y no el ingreso efectivo $M+wl$.

Esta alternativa enfrenta al menos dos problemas. La primera es práctica: mientras que el ingreso efectivo es observable, el potencial debe ser estimado. Si la persona decide trabajar T horas en lugar de l su salario horario no necesariamente se mantiene en w , lo cual exige estimar un salario contrafáctico (el que obtendría en una situación –trabajar T horas– que no ha ocurrido en la realidad).

En segundo lugar, el modelo asume que una persona puede voluntariamente elegir el número de horas de trabajo deseadas. A menudo, existen circunstancias en que esto no es posible por situaciones de desempleo involuntario, discriminación u otras restricciones a las elecciones libres en el mercado laboral. Por estas dos razones, en la práctica la gran mayoría de los trabajos distributivos utilizan el ingreso (o consumo) efectivo y no el potencial como variable de análisis.

3.2.6. Multidimensionalidad

¿Por qué reducir la medición del nivel de vida de una persona a una sola variable? Es creciente el reclamo para que los estudios de pobreza y desigualdad no se limiten a una variable monetaria, sino que capten las distintas dimensiones del bienestar, incluyendo el estado de salud, el acceso a educación y servicios básicos, los niveles de libertad y seguridad, e incluso las percepciones subjetivas y niveles de satisfacción sobre distintos aspectos de la vida. Si bien conceptualmente la visión multidimensional es comúnmente aceptada, existen dificultades importantes para su implementación práctica. Supongamos dos personas en una sociedad: *A* tiene un ingreso de \$100 y no tiene una fuente de agua potable en la vivienda que habita, mientras que *B* tiene un ingreso de \$80, pero su vivienda está conectada a la red pública de agua. El acceso al agua sin dudas afecta el bienestar de las personas, por lo que es razonable incluir esta variable en un análisis abarcativo de nivel de vida. Pero ¿cómo hacerlo? La resolución de este problema enfrenta dos dificultades fundamentales. En primer lugar, es muy difícil acordar cuál es la lista precisa de todas las variables que deben ser incluidas como dimensiones del bienestar y cuáles no. En segundo lugar, aun cuando tengamos esa lista, es difícil acordar una estructura de ponderadores que permita pasar de un conjunto de variables a alguna medida resumen. En el ejemplo anterior, ¿*A* goza de un nivel de vida superior o inferior a *B*? Esa evaluación dependerá naturalmente del peso que le demos al acceso al agua. El problema es que no hay maneras objetivas únicas de establecer la estructura de ponderadores. El resultado de esta dificultad es una profusión de indicadores multidimensionales de nivel de vida construidos con los métodos más variados y, por ende, de difícil comparabilidad. Bourguignon (2003), entre otros, reconoce las dificultades para el enfoque multidimensional en alcanzar un grado de operatividad semejante al paradigma unidimensional del ingreso/consumo.

3.2.7. Bienestar subjetivo

Si el objetivo último de las personas es maximizar su nivel de utilidad o felicidad, ¿por qué no intentar medir y comparar directamente esos niveles? Tradicionalmente la economía ha evitado este camino, por considerar que la utilidad es un concepto difícil de medir y comparar. En contraste con esta tradición, en los últimos años ha florecido la literatura de bienestar subjetivo o “felicidad”, alentada por numerosas encuestas nacionales e internacionales sobre percepciones y niveles de satisfacción. Una pregunta típica de estas encuestas propone al entrevistado ubicarse en algún peldaño de una escalera de acuerdo con su percepción de bienestar individual presente. Las medidas de bienestar subjetivo obtenidas a partir de esta y otras preguntas similares pueden ser usadas para monitorear el desempeño de una sociedad

(como alternativa al PIB per cápita) y también para estudiar desigualdad y pobreza, como veremos en los capítulos 5 y 7.

El papel de las medidas subjetivas de bienestar en la economía, y en la literatura distributiva en particular, está hoy en pleno debate. Por un lado se subrayan sus potenciales debilidades: las respuestas de las personas a preguntas sobre percepciones pueden estar afectadas por cuestiones culturales o estados de ánimo pasajeros, o basarse en comparaciones muy locales (por ejemplo, una persona pobre puede estar satisfecha con su nivel de vida si está rodeada de individuos que sufren mayores privaciones). Un problema adicional potencialmente relevante es el de la *adaptación*: las personas incrementan su utilidad ante una intervención de política positiva (por ejemplo, acceso a agua y saneamiento) pero se acostumbran a la mejora muy rápidamente, por lo que el nivel de felicidad puede volver a valores similares a los pre-intervención.¹⁷ A pesar de estos potenciales problemas varios autores defienden las mediciones subjetivas como alternativas válidas (y para algunos, superiores) a las mediciones “objetivas” del bienestar, argumentando que conceptualmente son más apropiadas, que generan resultados consistentes e interesantes y que los problemas de medición no son muy diferentes a los de otras alternativas metodológicas.¹⁸ De cualquier forma, el lugar de las mediciones subjetivas es aun secundario, frente al mayor desarrollo y aceptación de las medidas monetarias.

En síntesis, la enorme mayoría de los estudios y estadísticas sobre pobreza y desigualdad se construyen sobre la base de la distribución de variables monetarias que captan el nivel de vida efectivo de las personas, como el ingreso o el consumo. Esta práctica responde en gran medida a las dificultades conceptuales y operativas que enfrentan otras alternativas. Dadas estas dificultades y la previsible correlación positiva entre carencias monetarias y privaciones en otras dimensiones, el enfoque monetario de la medición de la pobreza y la desigualdad ha prevalecido en la práctica sobre alternativas más ambiciosas. Este estado de cosas no implica abandonar el intento por avanzar hacia mediciones subjetivas o multidimensionales del bienestar o de las oportunidades. Por el contrario, la investigación en estas áreas es muy activa y creciente. Pero la complejidad del problema nos exige comenzar el estudio de los temas distributivos restringiéndonos a mediciones unidimensionales monetarias del bienestar. Ese es precisamente el camino que seguimos en el libro, derivando el análisis de otras dimensiones a los capítulos 5 y 7.

¹⁷ La famosa *paradoja de Easterlin* indica que los niveles de felicidad no son superiores en países más desarrollados. Esta paradoja ha sido desafiada por nueva evidencia empírica (Deaton, 2008; Stevenson y Wolfers, 2008). Graham y Lora (2009) encuentran que en los procesos de rápido crecimiento la felicidad agregada *disminuye*. El problema de la adaptación es presentado y analizado en Graham (2010).

¹⁸ Ver Deaton (2008), Layard (2005), y Stevenson y Wolfers (2008). Graham y Lora (2009) es un extenso estudio sobre bienestar subjetivo en América Latina.

3.3. Personas y hogares

La unidad de análisis en un típico estudio distributivo es la persona. Nos interesa el nivel de vida de las personas, sus carencias y sus diferencias con otros individuos. Ahora bien, las personas no viven aisladas, sino agrupadas en hogares multipersonales que comparten un mismo presupuesto, por lo que el nivel de vida de un individuo está menos vinculado a su ingreso particular, que al ingreso total del hogar y a la forma como este se reparte entre sus miembros. El hecho que los individuos compartan recursos económicos dentro de unidades familiares introduce un conjunto de interesantes complicaciones en el análisis distributivo.

3.3.1. Hogares

La proporción de personas en hogares unipersonales es minoritaria en América Latina. Un hogar latinoamericano típico es multipersonal (cuadro 3.4). Las diferencias entre países son grandes: mientras que en Uruguay el 79.4% de los hogares son multipersonales, esa proporción asciende a 94.7% en Honduras.

Cuadro 3.4

Proporción de hogares unipersonales y multipersonales

	Honduras	México	R. Dominicana	Uruguay
Hogares Unipersonales	5.3	9.2	12.3	20.6
Hogares Multipersonales	94.7	90.8	87.7	79.4
2 personas	10.1	15.3	16.5	26.0
3 personas	15.6	18.7	19.7	20.6
4 personas	18.9	22.5	20.6	17.4
5 personas	17.9	17.0	15.7	8.7
6 o más personas	32.1	17.3	15.3	6.7

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, año 2007.

Pero ¿qué se entiende por hogar? En general se considera como tal a un grupo de individuos que (i) viven juntos, (ii) consumen bienes y servicios de forma conjunta (principalmente alimentos y vivienda), y (iii) comparten sus ingresos, es decir, consumen con cargo al mismo presupuesto común. Si bien a menudo los hogares se conforman con personas que comparten relaciones de parentesco, este no es necesariamente el caso. Por costumbre, a menudo se utiliza la palabra “familia”, aunque el concepto relevante en el análisis distributivo es el hogar.

En general, cada hogar ocupa una vivienda, aunque se trata de dos nociones diferentes, y en consecuencia la relación no siempre es unívoca. Un hogar puede utilizar más de una vivienda (por ejemplo, casas de fin de semana), mientras que una vivienda puede ser ocupada por dos o más hogares. Un ejemplo es el de familias de bajos ingresos que habitan en cuartos de una misma vivienda, que comparten con otras familias. Otro caso usual en muchos países

latinoamericanos es el de empleadas/os domésticas/os que viven en la casa de sus empleadores, pero no consumen con cargo al mismo presupuesto.¹⁹

3.3.2. Ajustando por factores demográficos

Dado que las personas viven en hogares donde se comparte el presupuesto, el nivel de vida de una persona está asociado al ingreso (o consumo) total del hogar y a la conformación de ese hogar. En términos analíticos, el nivel de vida x de una persona i perteneciente a la familia h puede escribirse como una función del ingreso total del hogar Y_h y un vector o conjunto de características demográficas A_h , a discutir en breve.²⁰

$$(3.14) \quad x_{ih} = f(Y_h, A_h) \quad \forall i \in h$$

Nótese que ninguno de los argumentos de la función f tiene subíndice i , lo cual es consecuencia de un supuesto fuerte, común en esta disciplina: todas las personas de un hogar comparten exactamente el mismo nivel de vida, lo que implica una distribución *intrahogar* perfectamente igualitaria. La sección 3.3.4 discute este punto.

¿Cuáles son las características demográficas relevantes A_h que debemos considerar? La más obvia es el número de miembros del hogar. La introducción de esta variable da origen al indicador más extensamente usado de bienestar individual: el promedio simple de los ingresos obtenidos en el hogar, o *ingreso per cápita familiar*.

$$(3.15) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{\sum_{j \in h} 1} = \frac{Y_h}{N_h} \quad \forall i \in h$$

Nótese que cada integrante del hogar entra en la ecuación con el mismo peso. Lo único relevante es el tamaño del hogar y no su conformación. Este indicador sencillo es, de hecho, la medida de bienestar individual más utilizada para el estudio de la pobreza y la desigualdad en América Latina. Casi todos los gobiernos de la región usan al ingreso (o consumo) per cápita familiar como indicador de nivel de vida, y computan pobreza oficial en función de esta variable. Investigadores, centros de estudio y organismos internacionales siguen también frecuentemente esta práctica. El monitoreo de la pobreza para los Objetivos de Desarrollo del Milenio de las Naciones Unidas se realiza en función del consumo o ingreso per cápita familiar de las personas.

¹⁹ En la práctica las ambigüedades abundan, problema que es exacerbado por la escasez de información en las encuestas sobre las relaciones dentro del hogar. Dos ejemplos en la larga lista de casos ambiguos son el de empleadas/os domésticas/os que comparten gran parte de las actividades y consumos familiares, aunque reservan una pequeña parte de sus ingresos para gastos propios; y el de adultos jóvenes con pareja e hijos que viven en la casa de sus padres, compartiendo solo parte de los ingresos y consumos.

²⁰ La explicación que sigue se desarrolla en términos del ingreso, pero se aplica igualmente al caso del consumo.

Ahora bien, en la realidad las personas difieren en ciertas variables que determinan sus necesidades y los recursos que se requieren para cubrirlas. Por ejemplo, el gasto mínimo requerido para satisfacer las necesidades básicas alimentarias es función de ciertas variables como la edad, el género o el nivel de actividad física. A igualdad de ingreso total familiar, no es igual el grado de satisfacción de las necesidades alimentarias de una pareja de adultos jóvenes que el de un hogar compuesto por un adulto y un niño menor, con requerimientos calóricos inferiores.

Estas consideraciones han dado lugar a la creación de *escalas de adulto equivalente*. Se trata de tablas que indican el ratio entre las “necesidades” de cada persona y las de un adulto tipo. Así, si un niño requiriera la mitad de calorías que un adulto, el niño equivaldría a 0.5 de un adulto (medio adulto). Aceptemos la existencia de estas tablas de equivalencia, posponiendo su discusión y estimación hasta la sección 3.3.3.²¹

Si en lugar de considerar uniformemente a cada integrante del hogar, lo incluimos según su valor de adulto equivalente, obtenemos una nueva medida de nivel de vida individual: el ingreso *familiar por adulto equivalente*:

$$(3.16) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{\sum_{j \in h} a_{jh}} \quad \forall i \in h$$

donde a_{jh} es el valor equivalente a un adulto del integrante j perteneciente al hogar h .

Una consideración demográfica adicional proviene de la existencia de economías de escala internas al hogar. Estas economías surgen en una variedad de circunstancias en las que es posible reducir el gasto per cápita al compartir el consumo de un bien o servicio. Un caso extremo es el de los bienes públicos del hogar, es decir, bienes en los que no hay rivalidad: el consumo de una persona no reduce el consumo por parte de otra. Un cuadro, por ejemplo, es un bien público en el hogar. Si gustan del arte, dos personas que viven separadas tendrán un cuadro cada una. Si deciden vivir juntas, será necesario un solo cuadro, ya que el consumo de los servicios del cuadro (el placer de mirarlo) no se reduce porque otra persona lo consuma simultáneamente. El cargo fijo por vivienda de la conexión a un servicio (agua, electricidad, teléfono) también opera como un bien público que genera economías de escala: la adición de un nuevo miembro al hogar no modifica en nada ese cargo y reduce el costo por persona.

Sin llegar al extremo de los bienes públicos, los hogares explotan los beneficios del consumo conjunto de una amplia variedad de bienes y servicios: el televisor (cuando acuerdan ver el mismo programa), la vestimenta (si se la prestan entre hermanos), el medio de transporte propio (si lo comparten yendo a lugares cercanos), la calefacción, la iluminación y tantos otros.

²¹ En UNSD (2005) se reporta que 35% de los países en desarrollo realizan ajustes por escalas de equivalencia en sus mediciones oficiales de pobreza.

En la alimentación las economías de escala no son tan importantes, dado que se trata de bienes con rivalidad en el consumo: el arroz que come una persona no lo puede comer otra.²²

La siguiente ecuación indica una forma usual de expresar el *ingreso familiar ajustado por economías de escala*:

$$(3.17) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{N_h^\theta} \quad \forall i \in h$$

donde θ es un parámetro que puede tomar valores entre 0 y 1. En un extremo, indica ausencia de economías de escala. De hecho, en este caso la ecuación (3.17) se convierte en el ingreso per cápita familiar. En el otro extremo $\theta=0$ indica plenas economías de escala. Este es un caso en el que todos los bienes que se consumen en el hogar son públicos y, en consecuencia, el bienestar individual se asocia al ingreso familiar, sin ningún ajuste demográfico. Después de todo, en este caso extremo es irrelevante saber cuántas personas hay en el hogar si el consumo de cada miembro no es interferido por la presencia de otros. Naturalmente, en la realidad las economías de escala existen, pero no son tan extremas por lo que θ toma un valor inferior a 1, pero superior a 0. Es importante notar que a mayor valor θ de, *menor* es la intensidad de las economías de escala internas al hogar.

La siguiente fórmula combina los dos ajustes anteriores, expresando el *ingreso familiar ajustado por adulto equivalente y economías de escala*:²³

$$(3.18) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{\left(\sum_{j \in h} a_{jh} \right)^\theta} \quad \forall i \in h$$

Una alternativa más sencilla es:²⁴

$$(3.19) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{(M_h + \alpha C_h)^\theta} \quad \forall i \in h$$

donde M_h es el número de adultos en el hogar y C_h es el número de niños. El parámetro $\alpha \in [0, 1]$ indica la proporción en la que cada niño equivale a un adulto. Al ingreso ajustado tanto por adulto equivalente como por economías de escala se lo suele llamar *ingreso equivalente*. Los mismos ajustes y definiciones se aplican al caso del consumo.

Una alternativa de cómputo del ingreso equivalente es:

²² Sin embargo, aun en la alimentación es posible aprovechar las economías de escala que provienen de la preparación de platos, o del mejor aprovechamiento de la comida sobrante.

²³ Ver, por ejemplo, Buhmann *et al.* (1988).

²⁴ National Research Council (1995) y Deaton (2003).

$$(3.20) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{1 + \beta(M_h - 1) + \alpha C_h} \quad \forall i \in h$$

De acuerdo con este esquema el primer adulto del hogar es el de referencia, los adultos que se agregan al hogar adicionan β al denominador y los niños α , siendo $\alpha < \beta$.²⁵

Introduzcamos una última consideración conceptual. Algunos analistas sostienen que dado que la decisión de conformación familiar es enteramente libre y racional, y que la utilidad derivada de la presencia de hijos no es mensurable, es recomendable no realizar ningún ajuste demográfico y aproximar el nivel de vida de una persona directamente por su ingreso familiar, es decir, $x_{ih} = Y_h$. Supongamos dos parejas con un ingreso familiar fijo de \$1000. La primera decide tener 6 hijos y la segunda 2. Aun considerando los ajustes por adulto equivalente y economías de escala, el nivel de vida estimado de los integrantes de la primera pareja será inferior al de la segunda. Ahora bien, nótese que en el ejemplo esta diferencia surge enteramente de las distintas decisiones de fecundidad. La primera pareja podría haber tenido 2 hijos, pero decidió tener 6, aunque era consciente de que esto implicaba una reducción en el nivel de vida, al menos corriente. De acuerdo con el paradigma de las oportunidades, algunos sostienen que las dos parejas deberían ser consideradas en igualdad de condiciones, pese a gozar de distintos niveles de acceso a bienes materiales, y en consecuencia la situación desigual descrita arriba no se correspondería con ninguna inequidad social.

En la práctica, esta línea de argumentación en general es desechada por la literatura distributiva en función de dos razones. Primero, las decisiones de fecundidad no siempre son enteramente racionales, ni basadas en el mismo conjunto de información disponible para toda la población. En esta línea, hay quienes argumentan que condicionamientos culturales y restricciones informativas son responsables de las mayores tasas de fecundidad en los estratos sociales de menores ingresos. En segundo lugar, si bien las parejas pueden decidir libre y racionalmente el número de hijos, estos no pueden elegir el tamaño del hogar en el que nacen y se crían. El tamaño de la familia es una variable de elección para los padres, pero es una variable de circunstancia (exógena) para sus hijos. Un niño no elige nacer en un hogar con carencia de recursos materiales per cápita producto del mayor número de integrantes. Atento a estos argumentos, los factores demográficos deberían ser considerados a la hora de evaluar y comparar los niveles de vida individuales.

²⁵La escala de Oxford (o antigua escala OECD) propone $\beta=0.7$ y $\alpha=0.5$; mientras que la escala modificada de OECD usa $\beta=0.5$ y $\alpha=0.3$. Ver Atkinson *et al.* (1995). La OECD utiliza también una variante en la que el primer adulto del hogar vale 0.67, cada adulto adicional o niño mayor de 14 años agrega 0.33, y cada niño menor de 14 adiciona 0.2. De este modo una pareja suma 1 y constituye el hogar de referencia (en lugar del adulto de referencia), mientras que una familia con dos adultos y dos niños menores suma 1.4 (Cowell, 2008).

El siguiente ejemplo ilustra el impacto que los ajustes demográficos pueden tener sobre los resultados distributivos. Supóngase que existen dos familias cuyos ingresos totales son iguales a \$1000. La familia *A* está integrada por dos adultos y la familia *B* por dos adultos y dos niños. El ingreso per cápita familiar es \$500 para cada integrante de *A* y \$250 para cada integrante de *B*, por lo que el ratio de ingresos (una medida posible de desigualdad) es 2.

Cuadro 3.5
Cambios en el ratio de ingresos por ajustes demográficos

Familia	Demografía		Ingreso								
	M	C	total	per cápita	por adulto equivalente			ajuste por economías de escala			
					$\alpha=0.75$	$\alpha=0.5$	$\alpha=0.25$	$\theta=0.75$	$\theta=0.5$	$\theta=0.25$	
A	2	0	1000	500	500	500	500	595	707	841	
B	2	2	1000	250	286	333	400	354	500	707	
ratio ingresos			1	2	1.8	1.5	1.3	1.7	1.4	1.2	

Nota: *M* = número de adultos, *C* = número de niños

Esta brecha se reduce si consideramos el ajuste por adulto equivalente. A partir de la ecuación (3.19), si asumimos ausencia de economías de escala y $\alpha=0.75$, el cociente de ingresos entre los integrantes de las familias *A* y *B* se reduce de 2 a 1.8. Cuanto menor es , menor es la ponderación dada a un niño (menor es su carga sobre el presupuesto familiar), lo cual favorece más a la familia *B*: con $\alpha=0.5$ el cociente de ingresos es 1.5, y con $\alpha=0.25$, el ratio cae a 1.3.

El último panel del cuadro ilustra el impacto del ajuste por economías de escala, ignorando el ajuste por adulto equivalente. Cuanto menor es el valor de θ mayor es la intensidad de las economías de consumo internas al hogar, lo cual favorece relativamente más a la familia más numerosa (la *B*) y en consecuencia reduce la brecha estimada de niveles de vida: con $\theta=0.75$ el cociente es 1.7, mientras que con $\theta=0.25$, el ratio cae a solo 1.2.

3.3.3. Los parámetros de ajuste

Hasta acá hemos tomado como un dato la existencia de parámetros de ajuste demográfico, como θ y α , y discutido sobre la conveniencia y el impacto de usarlos en estudios distributivos. Desafortunadamente, en la práctica existen numerosos problemas conceptuales a la hora de definir escalas de adulto equivalente o de estimar economías de escala internas al hogar. De hecho, gran parte de la literatura ha terminado por adoptar parámetros más o menos arbitrarios, o directamente por desechar todo ajuste y trabajar con el ingreso (o consumo) per cápita familiar.

Escalas de equivalencia

Idealmente, una escala de equivalencia debe captar las diferencias en el costo de alcanzar un determinado nivel de vida como consecuencia de las distintas estructuras demográficas del hogar. Analíticamente,

$$(3.21) \quad e_h = \frac{e(A_h, p; u)}{e(A_0, p; u)}$$

donde $e(\cdot)$ es una función que indica el costo mínimo de obtener un nivel de utilidad u , dados los precios de los bienes p , y un vector de características demográficas A (miembros del hogar, edades, etc.). El valor de e_h representa entonces el costo relativo para una familia con características A_h de alcanzar el nivel de vida u respecto de una familia “base” con características A_0 . El ingreso equivalente sería entonces simplemente Y_h/e_h .

En la práctica el problema es que e_h depende del nivel elegido de u y del hogar base A_0 , por lo que existen infinitas posibles escalas. Aun eludiendo estas dificultades, la estimación de las escalas a partir de una ecuación como la (3.21) requiere de muchos supuestos fuertes y no puede hacerse simplemente analizando la estructura de gasto familiar (Deaton y Muellbauer, 1986).

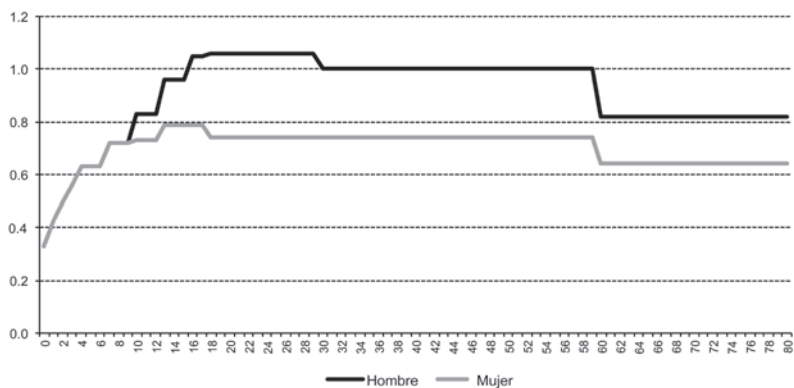
Operativamente, las escalas de equivalencia provienen de tres tipos de estudios: nutricionales, de evaluación subjetiva de necesidades y de comportamiento. A menudo, sin embargo, la insatisfacción con los problemas metodológicos de los tres enfoques lleva a que investigadores y oficinas de estadística utilicen escalas *ad hoc*.²⁶

Escalas nutricionales

Algunas escalas provienen de estudios nutricionales que comparan el costo estimado de una canasta básica de alimentos que permite satisfacer un determinado nivel de requerimientos calóricos, los cuales dependen de la edad y otras características de la persona. La figura siguiente ilustra la escala de adulto equivalente utilizada para los cálculos de pobreza oficial en Argentina basada en un estudio nutricional (Morales, 1988). La persona de referencia es un varón adulto entre 30 y 59 años ($a_j=1$). Los menores de 1 año equivalen a un tercio del hombre adulto de referencia. Ese valor crece con la edad hasta alcanzar 0.72 a los 10 años, edad en la que la escala se separa entre varones y mujeres, reconociendo necesidades calóricas diferenciales por género. El valor de adulto equivalente supera el 1 para los varones entre 16 y 29 años, y se reduce significativamente, tanto para varones como para mujeres, a partir de los 60 años.

²⁶ Deaton (1997) es una excelente referencia para iniciarse en la literatura sobre escalas de equivalencia.

Figura 3.2
Escala de adulto equivalente oficial
Argentina



Fuente: INDEC, Argentina.

El problema con las escalas nutricionales es que solo tienen en cuenta las necesidades básicas *alimentarias* de las personas. Un niño puede necesitar menos alimentos que un adulto, pero sus requerimientos en educación, salud o vestimenta pueden ser superiores, con lo que la escala pierde sentido. La brecha en algunas escalas entre hombres y mujeres, razonable en términos de las necesidades calóricas de ambos géneros, carece de sentido al incluir a la totalidad de los bienes y servicios consumidos.²⁷ Como veremos en el capítulo 4, aun las personas clasificadas como indigentes destinan una parte significativa de su presupuesto al consumo de bienes no alimentarios.

Típicamente, las escalas de equivalencia presentan cortes abruptos que generan resultados controversiales. Tomemos una escala bastante detallada como la usada en Argentina y graficada en la figura 3.2, y consideremos tres personas idénticas salvo por diferencias de género, y diferencias muy pequeñas en la edad. *A* es un hombre de 29 años, *B* un hombre de 30 y *C* una mujer de 30, todos viviendo solos, y con un ingreso de \$250 mensuales cada uno. Es difícil argumentar que estas tres personas tienen acceso a niveles de vida significativamente diferentes. Sin embargo, el uso de la escala de equivalencia nos lleva a los ingresos equivalentes de la última columna del cuadro 3.6. De acuerdo con estos valores, el nivel de vida de *B* sería 6% superior al de *A*, mientras que el de *C* sería 43% superior al de *A*.

²⁷ En la llamada escala de Ámsterdam el hombre adulto (18 años o más) sirve de referencia, los hombres entre 14 y 17 valen 0.98, las mujeres mayores de 14 0.9, y los niños/as menores de 14 equivalen a 0.52 de un hombre adulto. Estas escalas con diferencias de género han perdido importancia en el tiempo.

Cuadro 3.6

Ingreso por adulto equivalente de tres personas sobre la base de la escala de equivalencia oficial en Argentina

	Género	Edad	Adulto equivalente	Ingreso	Ingreso equivalente
A	Hombre	29	1.06	250	236
B	Hombre	30	1.00	250	250
C	Mujer	30	0.74	250	338

El enfoque subjetivo

Una alternativa a las escalas nutricionales proviene de la evaluación individual subjetiva de las necesidades (van Praag y Wamaar, 1997). Este enfoque está basado en las respuestas en encuestas a preguntas del tipo ¿cuánto ingreso cree que es necesario para cubrir las necesidades básicas? Supongamos que llamamos con Y^s a la respuesta a esta pregunta, la cual en la práctica es una función creciente del ingreso efectivo del hogar (Y) y del número de miembros (N), entre otros factores.

$$(3.22) \quad Y^s = f(Y, N) \text{ con } f_Y > 0 \text{ y } f_N > 0$$

donde f_j indica la derivada de f respecto del argumento j . Llamemos con Y^n al nivel de ingreso para el cual el ingreso requerido reportado Y^s coincide con el efectivo Y . Se argumenta, lo cual no está exento de controversias, que ese nivel puede ser interpretado como una medida de “necesidad”.

$$(3.23) \quad Y^n = f(Y^n, N)$$

En la práctica es usual estimar esta relación con un modelo de regresión lineal en logaritmos con datos al nivel de familias h :

$$(3.24) \quad \ln Y_h^s = \alpha + \beta \ln N_h + \gamma \ln Y_h + \varepsilon_h$$

Fijando, $Y_h^s = Y_h = Y_h^n$

$$(3.25) \quad \ln Y_h^n = \left(\frac{1}{1-\gamma} \right) (\alpha + \beta \ln N_h + \varepsilon_h)$$

Nótese que $\beta/(1-\gamma)$ es en este contexto una medida de la elasticidad de las necesidades (Y_h^n) con respecto al tamaño familiar, y por ende estima las economías de escala internas al hogar. De hecho, en los trabajos empíricos las estimaciones de $\beta/(1-\gamma)$ son inferiores a 1, sugiriendo que un aumento proporcional en el tamaño del hogar está asociado a un aumento menos

que proporcional de sus “necesidades”. Si bien este enfoque ha sido utilizado en ocasiones, su popularidad es limitada dado que depende de interpretaciones controversiales acerca del valor de Y^a , de la confianza a las respuestas de preguntas ambiguas como la mencionada arriba y de supuestos econométricos necesarios para la estimación e interpretación de los coeficientes.²⁸

Enfoque de comportamiento

El enfoque de comportamiento está basado en el examen de las estructuras de gasto de las familias. El método más conocido es el de Engel, según el cual el costo de un niño adicional puede aproximarse por el gasto incremental de consumo que habría que asignar a una familia para que recupere el valor del *share* en alimentos original (usado como *proxy* inversa del nivel de bienestar), antes del nuevo niño. El método, sin embargo, no tiene en cuenta los cambios genuinos en la estructura de consumo de una familia ante la presencia de un niño, en particular la tendencia a incrementar el consumo de alimentos, lo que lleva a la sobrestimación del costo de un niño. Problemas semejantes se presentan al intentar usar el método para estimar las economías de escala internas al hogar.

Los estudios empíricos basados en datos de gastos de consumo familiar sugieren que la elasticidad del costo de vida con respecto al número de miembros decrece con la importancia de los bienes públicos en el hogar. En un extremo, en un hogar donde todos los bienes consumidos son privados, esa elasticidad es máxima.²⁹ Los resultados de este enfoque, aunque intuitivamente útiles, son insuficientes para identificar una escala de equivalencia precisa, por lo que en la práctica su uso termina siendo muy limitado (Deaton, 1997).

Una alternativa ingeniosa, aunque también limitada, consiste en examinar el gasto en bienes que no son consumidos por los niños. El consumo de “bienes de adultos” debería disminuir ante la presencia de un niño que requiere recursos y no agrega demanda en esos bienes. El costo de un niño de acuerdo con este método, conocido como *Rothbarth*, puede ser aproximado por el monto de compensación necesario para que los padres recuperen el nivel de gasto en bienes de adultos, previo a la existencia del niño.

Escalas ad hoc

La imposibilidad de arribar a una escala de equivalencia no controversial ha implicado que la mayoría de los investigadores se incline por soluciones prácticas. Una alternativa generalizada y sencilla es fijar de forma *ad hoc* los parámetros de una ecuación que defina el ingreso equivalente. Como hemos visto, una fórmula usual es $Y_h / (M_h + \alpha C_h)^\theta$, donde α indica el costo diferencial de un niño respecto a un adulto y θ regula el grado de economías

²⁸ Nótese que es muy posible que existan factores no observables que afecten tanto a N_i como a (Y_i^a) .

²⁹ Véase Drèze y Srinivasan (1997), y Deaton (1997).

de escala. En países pobres donde los alimentos son un componente muy importante del consumo familiar, el costo de los niños es inferior al de los adultos en función de sus menores necesidades de calorías, y por ende α es un valor relativamente bajo. Varios trabajos han usado valores de α en el entorno de 0.25. En cambio, en economías más desarrolladas donde el consumo se extiende a otros bienes como educación, salud y entretenimiento, el costo de los niños se vuelve semejante al de los adultos y α tiende a 1.

Respecto de las economías de escala, estas son escasas en economías primarias donde el presupuesto se gasta mayoritariamente en alimentos, es decir, en bienes privados en los que hay rivalidad en el consumo. En este caso θ debería fijarse en un valor alto, cercano a 1. En cambio en economías más desarrolladas en las que los alimentos ocupan una fracción menor del presupuesto, y en los que varios bienes y servicios de uso conjunto son importantes, las economías de escala resultan más relevantes, por lo cual θ debería fijarse en un valor menor (0.75 ha sido usado en varios estudios para países desarrollados).

América Latina es una región de nivel de desarrollo medio en la que ninguno de los dos extremos discutidos arriba parece ajustarse, por lo que se sugiere trabajar con niveles intermedios (por ejemplo, $\theta=0.9$ y $\alpha=0.7$). En teoría, sería conveniente practicar ajustes diferentes entre países, dado que estos difieren en sus niveles de desarrollo y por consiguiente en sus estructuras de consumo. El argumento, de hecho, podría ser extendido hasta considerar la posibilidad de diferentes ajustes para distintos tipos de hogares dentro de cada país. De esta discusión surge con claridad que, dada la arbitrariedad en la elección de los parámetros, resulta muy relevante hacer un análisis de sensibilidad de los resultados. En los capítulos 4 y 6 retomamos este punto al evaluar el impacto de los ajustes demográficos sobre la medición de la pobreza y la desigualdad, respectivamente.

3.3.4. La distribución intrahogar

Prácticamente todos los estudios distributivos hacen implícitamente un supuesto clave: la distribución del bienestar dentro del hogar es perfectamente igualitaria. Esto implica que todos los miembros del hogar gozan del mismo nivel de vida, cualquiera sea la forma como este se mida y por tanto comparten el mismo estatus de pobreza: no es posible bajo este supuesto que un miembro del hogar sea pobre, mientras otro no lo sea.

Existe evidencia empírica que contradice el supuesto general de desigualdad intrahogar nula.³⁰ En algunos casos existen sesgos en la asignación del presupuesto familiar hacia quienes aportan una fracción mayor de los recursos del hogar, o hacia quienes mantienen una posición de poder (frecuentemente los hombres).

³⁰ Ver Thomas (1990) como ejemplo de una creciente literatura.

De cualquier forma, la dificultad para estimar con precisión el grado de desigualdad intrahogar y para obtener resultados generales hace que, salvo en estudios específicos sobre el tema, el ajuste por este factor sea ignorado en las mediciones distributivas. El impacto de esta práctica sobre la desigualdad es claro: al ignorar diferencias intrahogar la desigualdad es subestimada³¹

Supongamos el siguiente ejercicio hipotético. En cada hogar los recursos se distribuyen de manera sesgada hacia el jefe de hogar (usualmente un hombre) de una forma concreta: hay un “impuesto” sobre el ingreso total del hogar que se asigna enteramente al jefe. El resto del ingreso se reparte igualitariamente entre todos los miembros de la familia. Así, en este ejercicio el nivel de vida de cada persona del hogar puede ser aproximado por

$$(3.26) \quad x_{ih} = \frac{Y_h(1-t)}{N} + s_{ih} \quad \text{donde } s_{ih} = tY_h \quad \text{si la persona } i \text{ es el jefe y } 0 \text{ para el resto}$$

El siguiente cuadro muestra el cociente de ingresos entre los deciles 10 y 1 (un posible indicador de desigualdad) ante un conjunto de tasas t diferentes. Bajo el supuesto de completa igualdad intrahogar el cociente de ingresos entre deciles extremos en Paraguay es 42.9. Ese indicador de desigualdad aumentaría a 45.5 con un “impuesto” para el jefe de 10%, y a 61.7 si la distribución intrahogar estuviera fuertemente sesgada hacia el jefe. Este ejercicio ilustrativo sugiere que el supuesto de igualdad intrahogar puede no ser inocuo en la práctica.

Cuadro 3.7

Cociente de ingresos entre deciles extremos Ejercicios alternativos asumiendo redistribuciones lineales intrahogar hacia el jefe

Tasa	Argentina	Honduras	Paraguay	Venezuela
0.0	34.5	74.2	42.9	27.9
0.1	36.5	78.4	45.5	29.9
0.2	41.2	88.7	51.9	35.0
0.3	48.7	105.3	61.7	43.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

3.3.5. Cálculos por individuos u hogares

Dado el supuesto usual de perfecta igualdad dentro de cada hogar, resulta indiferente realizar cualquier cálculo directamente a nivel de individuos, o alternativamente hacerlo a nivel de hogar, con el cuidado de ponderar por el tamaño del hogar. Supóngase una familia h con N_h miembros. El supuesto de igualdad interna al hogar implica que en cualquier cálculo

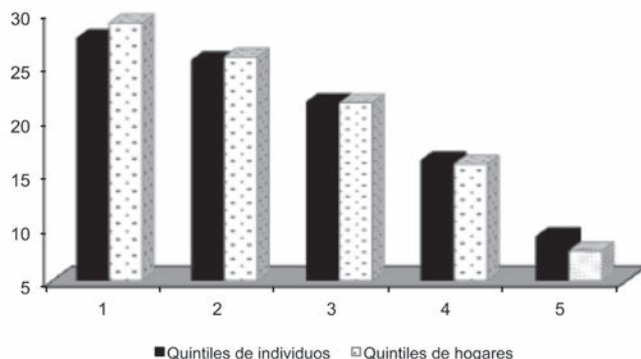
³¹ El resultado sobre la pobreza es ambiguo. Ver Haddad y Kanbur (1990).

$x_i = x_h$ para toda persona i perteneciente a h . En este caso es equivalente incluir x_i una cantidad N_h de veces (análisis por individuos), o incluir x_h ponderado por N_h (análisis por hogares).

Algunos investigadores e institutos de estadística latinoamericanos reportan resultados de pobreza o desigualdad a nivel de hogar sin ponderar por tamaño. Naturalmente esta práctica sí lleva a resultados diferentes. En particular, dado que las familias pobres suelen ser más numerosas, la tasa de pobreza calculada sobre hogares es menor a la calculada sobre individuos (ver capítulo 4).

Es usual presentar la distribución de variables en cuantiles de ingreso o consumo. En este caso, es importante puntualizar si se trata de cuantiles construidos con igual número de individuos o igual número de hogares. En algunos casos los resultados pueden diferir. La figura 3.3 muestra la participación de cada quintil de la distribución del ingreso per cápita familiar en el total de beneficiarios de la educación pública primaria en Honduras en el año 2004. En el primer caso los quintiles están construidos sobre la base del total de personas, mientras que en el segundo la unidad de análisis es el hogar (sin ponderar por el número de miembros). El grado de focalización del programa de educación primaria pública es algo mayor en el segundo caso. La razón es que el primer quintil de hogares reúne al 20% de las familias hondureñas, pero dado que se trata de hogares más numerosos, agrupa a un porcentaje mayor de personas (23%), particularmente de niños en edad escolar, que se benefician de la escuela primaria pública. A lo largo del libro, y siguiendo la tendencia de la literatura distributiva, trabajaremos con cuantiles de individuos y no de hogares, salvo que se indique lo contrario.

Figura 3.3
Participación de cada quintil en el total de asistentes a las escuelas primarias públicas
Quintiles de ingreso per cápita familiar por individuos y hogares
Honduras, 2004



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI, 2004.

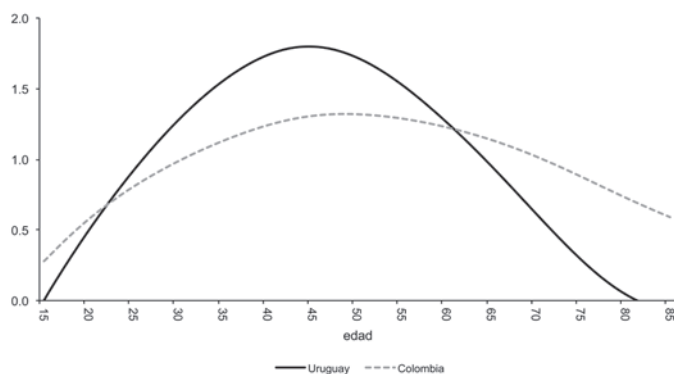
3.4. Edad y comparaciones intertemporales

Unas de las razones por las cuales los niveles de vida difieren entre personas es la edad. Típicamente existe un “ciclo de vida” por el cual los individuos tienen acceso a diferentes recursos a medida que avanza su vida. La consideración de la edad y el tiempo introduce dificultades adicionales en el análisis distributivo.

3.4.1. Ciclo de vida

Existe un claro patrón temporal de los ingresos laborales que las personas generan a lo largo de su vida: escasos o nulos en la niñez, crecientes en la juventud, máximos en la edad adulta, y decrecientes en la tercera edad. La figura 3.4 ilustra este patrón de ingresos laborales y edad en forma de U invertida para Colombia y Uruguay.

Figura 3.4
Ingreso laboral por edad



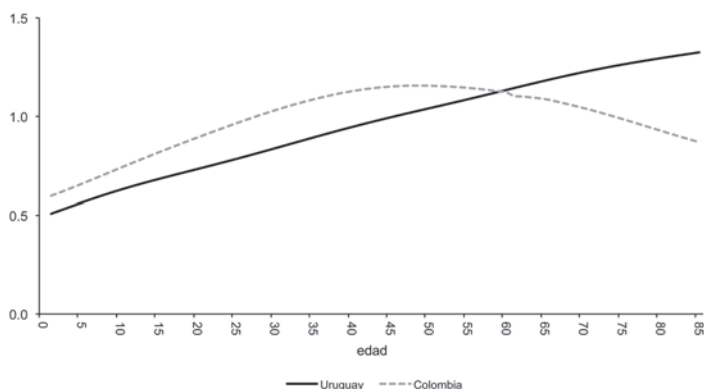
Nota: Estimaciones no paramétricas (*lowess*). Series normalizadas a la media de cada país.

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas continuas de hogares de Colombia, 2006, y Uruguay, 2007.

Nótese que el patrón es más marcado en el caso de Uruguay, un país con mayor desarrollo educativo, y por ende con menor inserción de su juventud en el mercado laboral, y con un sistema de pensiones de mayor cobertura, lo cual explica los bajos ingresos laborales de su población adulta mayor. Es interesante notar que en general este patrón se repite, aunque con menor intensidad, al considerar variables asociadas al nivel de vida de la persona y no a sus ingresos laborales individuales. Típicamente, el ingreso familiar per cápita es menor en los niños, dado que estos suelen vivir en hogares con más miembros, con padres jóvenes usualmente en el comienzo de su vida laboral, y por ende con salarios más bajos y

escaso capital. El nivel de vida suele aumentar hasta la edad adulta, cuando el tamaño de la familia se reduce, el salario alcanza un máximo y se acumula algún capital. El nivel de vida en la vejez depende del desarrollo de los sistemas de seguridad social. En varios países latinoamericanos, con sistemas de pensiones frágiles, la tercera edad es una etapa de mayores privaciones. La figura 3.5 muestra el ingreso per cápita familiar para diferentes edades en Colombia y Uruguay. En el caso de Colombia este indicador de bienestar individual cae considerablemente a partir de la edad adulta; en contraste el extendido sistema de pensiones en Uruguay permite a los adultos mayores de ese país del Cono Sur mantener niveles de vida relativamente altos.

Figura 3.5
Ingreso per cápita familiar por edad



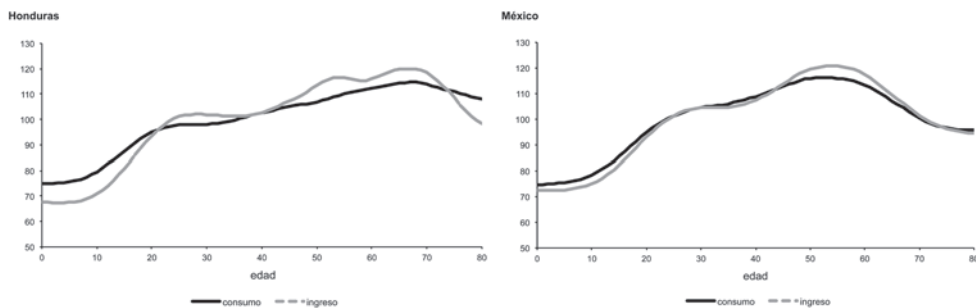
Nota: Estimaciones no paramétricas (*lowess*). Series normalizadas a la media de cada país.

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas continuas de hogares de Colombia, 2006, y Uruguay, 2007.

La consideración del consumo como variable de bienestar no cambia las principales conclusiones, aunque las suaviza. Si las personas tienen acceso al crédito, formal o informal, pueden endeudarse en la juventud, pagar las deudas y ahorrar cuando adultas y desahorrar en la vejez. Este comportamiento les permitiría mantener un patrón de consumo más estable en el tiempo, no tan vinculado a sus ingresos corrientes. La figura 3.6 ilustra el ingreso y el consumo familiar per cápita para diferentes edades en Honduras y México. La forma de U invertida es solo ligeramente menos notoria en el caso del consumo, lo que genera ciertas dudas acerca de la fuerza de estos argumentos, y debilita en algo la posición de quienes solo admiten aproximar el nivel de vida con datos de consumo.³²

³² La metodología usual consiste en asignar el mismo valor del consumo (ajustado por factores demográficos) a cada integrante del hogar. Existen propuestas alternativas de estimar la real distribución del gasto entre miembros de una familia, argumentando que el consumo de varios bienes y servicios es función de la edad (por ejemplo, mayor gasto en educación en jóvenes, salud en adultos mayores, etc.). Según esta propuesta, el patrón etario del consumo luce más suave que en la figura 3.6. La metodología de esta alternativa puede consultarse en el *National Transfer Accounts Project* www.ntaccounts.org.

Figura 3.6
Ingreso y consumo per cápita familiar por edad

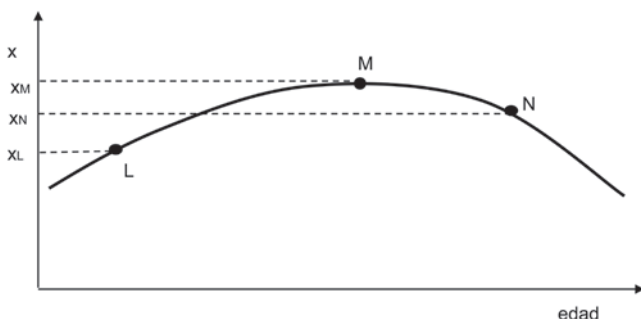


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI 2004 de Honduras y la ENIGH 2006 de México.

3.4.2. Comparaciones entre edades

Algunos analistas sostienen que es inválido considerar como inequitativas diferencias de nivel de vida que solo provienen de edades diferentes. Para ilustrar este punto, la figura 3.7 representa el patrón de ingresos de un grupo de personas para las que el nivel de vida x solo varía por la edad. La persona L es un joven con un nivel de vida relativamente bajo x_L , pero que con el tiempo accederá al nivel de un adulto x_M y luego al de un adulto mayor x_N . Si bien existe desigualdad en un momento del tiempo (la “foto”), no hay diferencias en el nivel de vida intertemporal o permanente de estas personas (“la película”).

Figura 3.7
El ciclo de vida
Desigualdad sobre el ingreso corriente
sobrestima la desigualdad intertemporal

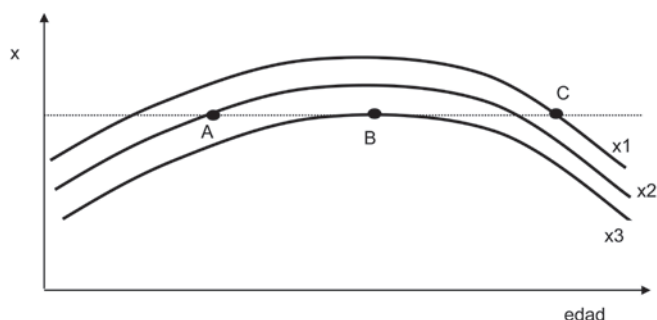


La siguiente figura ilustra un caso en el que mirar la “foto” lleva a subestimar las desigualdades, en lugar de sobrestimarlas, como en el caso anterior. Supóngase que el perfil de ingresos por edad en la región 1 (línea x_1) es superior al de la región 2 (x_2), y este a su vez mayor al de la región 3 (x_3). La persona B pertenece a la región más desfavorecida, pero se encuentra justo en el punto más alto de su perfil, a diferencia de las personas A en la región 2 y C en la región 1. Un estudio que considere el nivel de vida actual de estas tres personas indicará ausencia de desigualdad, pese a que en promedio a lo largo de sus vidas los tres individuos gozarán de niveles de vida muy diferentes.³³

Figura 3.8

El ciclo de vida

Desigualdad sobre el ingreso corriente subestima la desigualdad intertemporal



Sobre la base de este argumento algunos investigadores proponen restringir el análisis distributivo a grupos etarios específicos. En general estos estudios se concentran en el grupo de adultos en edad laboralmente activa (aproximadamente entre 25 y 65 años). Naturalmente, esto implica descartar del análisis una parte importante de la población. El cuadro 3.8 muestra cómo en el caso de algunas distribuciones latinoamericanas, la desigualdad en la distribución del ingreso per cápita familiar (medida con el coeficiente de Gini, un indicador a desarrollar en el capítulo 6) de toda la población no es muy diferente a la de grupos de adultos en edad laboralmente activa.

³³ Naturalmente, el resultado del ejemplo depende de elegir solo algunas personas en cada región. En la realidad, en cada región existen personas en cada rango etario por lo que el signo del sesgo no es claro.

Cuadro 3.8

Desigualdad en la distribución del ingreso per cápita familiar por grupo etario Coeficientes de Gini

	Brasil	El Salvador	Perú
Todos	54.8	49.6	49.7
Rango etario			
[25-64]	54.2	49.8	50.3
[30-39]	54.5	49.6	50.9
[40-49]	53.2	47.6	49.0
[50-59]	54.1	48.5	50.6

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, año 2007.

3.4.3. Nivel de vida intertemporal

Una posibilidad sostenida por algunos analistas es la de comparar los niveles de vida intertemporal o “promedio” durante toda la vida de las personas. Obviemos los problemas introducidos por la formación y destrucción de hogares y supongamos que las personas viven siempre solas. En ese contexto la restricción presupuestaria intertemporal de una persona típica estaría dada por la siguiente ecuación:

$$(3.27) \quad \sum_{t=0}^T \frac{y_t + s_0}{(1+r)^t} = \sum_{t=0}^T \frac{c_t + s_T}{(1+r)^t}$$

donde t indexa al tiempo que transcurre entre que la persona nace (en $t=0$) y muere (en $t=T$), y son ingresos autónomos provenientes del trabajo o transferencias, c es consumo, s_0 es el nivel de recursos con el que comienza su vida (herencia recibida) y s_T el nivel con que la termina (herencias dadas). Por simplicidad, se asume que la tasa de interés de la economía r es constante en el tiempo. En esta ecuación, el consumo intertemporal de una persona (el lado derecho) es igual a su ingreso permanente (el lado izquierdo). Nótese que los ingresos de capital no se incluyen en esta restricción intertemporal: cualquier ingreso de capital en un momento del tiempo refleja distintas elecciones acerca de cuándo consumir, y no diferencias en nivel de vida.

Mientras que en cada momento del tiempo el consumo y el ingreso pueden diferir, la ecuación anterior sugiere que es equivalente computar el nivel de vida intertemporal a partir de las fuentes de ingreso o de sus usos. En la práctica, ninguna de estas dos estimaciones resulta sencilla. La razón es obvia: para estimar el ingreso o consumo intertemporal hay que conocer estas variables en cada momento del tiempo, inclusive en períodos en el futuro. Los economistas no se han dejado intimidar por esta tarea ambiciosa y a menudo producen estimaciones tanto del lado izquierdo, como del derecho de la ecuación intertemporal. Naturalmente, para ello es necesario hacer supuestos.

La estimación del lado de las fuentes (lado izquierdo) requiere estimar los ingresos laborales a lo largo de la vida de la persona. Conociendo ciertas características de esa persona

(por ejemplo, su nivel educativo, su género, su región de residencia) pueden predecirse sus ingresos futuros a partir de modelos econométricos. El apéndice IV del libro presenta una variedad de técnicas cuantitativas para estimar modelos de ingresos laborales. Es preciso reconocer, sin embargo, que con las variables disponibles en una encuesta de hogares el poder predictivo de estos modelos es modesto y por consiguiente las estimaciones del ingreso permanente por el lado de las fuentes son en general débiles.

La estimación del lado de los usos (lado derecho) requiere conocer el consumo en cada período de tiempo, incluidas las herencias o regalos dejados. Típicamente quienes siguen este camino invocan acá un supuesto crucial: la gente suaviza su consumo a lo largo de la vida. En el extremo, si las personas mantienen un consumo estable en el tiempo, el nivel de consumo corriente de cualquier período se convierte en un buen indicador del ingreso o consumo intertemporal. El supuesto clave es la ausencia de restricciones de liquidez que impidan a una persona endeudarse o ahorrar libremente a una tasa de interés dada. En la realidad, las restricciones de liquidez existen para períodos largos de tiempo, como puede comprobar casi cualquier joven latinoamericano que quiera endeudarse para comprar una casa y pagarla a 30 años. Las restricciones, en cambio, son menos rígidas en períodos más cortos. Es posible que el mismo joven consiga financiamiento (muy probablemente informal o familiar), si decide comprarse una bicicleta para ir a la escuela o al trabajo.

El análisis distributivo intertemporal no es usual en la práctica, ni en América Latina ni en el resto del mundo, por dos razones. Desde el lado conceptual se sostiene que socialmente interesan las carencias y padecimientos actuales, independientemente de que puedan ser superadas en alguna otra etapa de la vida. El argumento práctico se afirma en que la medición del nivel de vida corriente es más fácil y genera menos controversias metodológicas que la estimación del nivel de vida intertemporal. Por estas razones la literatura distributiva, y el resto de este libro, se concentran en la distribución de variables que aproximan el nivel de vida actual y no intertemporal.

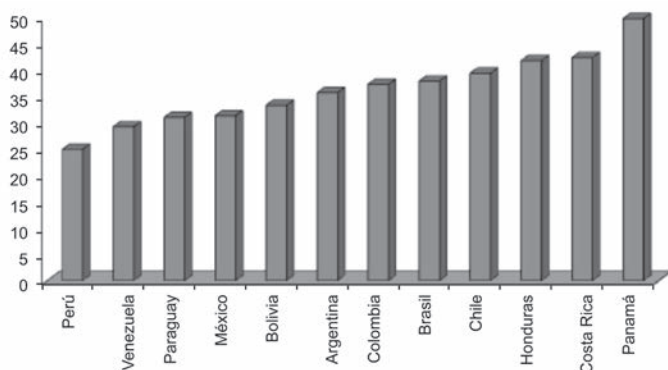
3.5. Personas, factores y grupos

La unidad de estudio en un típico análisis distributivo es la persona. En términos normativos nos interesa evaluar cuál es el nivel de desigualdad en el nivel de vida de las personas, y nos preocupan los individuos que no logran superar un determinado umbral de bienestar, independientemente de dónde viven, a qué grupo pertenecen o de cuáles factores productivos son propietarios. A las distribuciones de variables definidas al nivel de individuos se las conoce como distribuciones *personales*. En particular, gran parte de la literatura distributiva se ha concentrado en evaluar diferencias entre personas caracterizadas por su ingreso: entre pobres y no pobres; entre el 10% de mayores ingresos y el 10% de menores ingresos, etc.

En la distribución *funcional* el interés se traslada a los distintos factores productivos generadores de ingreso: trabajo, capital, tierra y otros. La unidad de análisis no es la persona, sino los factores de producción. Interesa, por ejemplo, saber cuál es la participación del capital o el trabajo en el ingreso nacional y cómo ha evolucionado en el tiempo.

La principal fuente de información para estimar las distribuciones personales del ingreso son las encuestas de hogares. Desafortunadamente, estas encuestas tienen serios problemas en captar adecuadamente los ingresos de capital, utilidades y rentas. Por esta razón, las estimaciones de las distribuciones funcionales están casi exclusivamente basadas en el sistema de Cuentas Nacionales. La figura 3.9 muestra estimaciones del indicador más usual de distribución funcional –la participación de la masa salarial en el ingreso o producto nacional– para varios países de América Latina, sobre la base de información de Cuentas Nacionales.

Figura 3.9
Participación de la remuneración de los asalariados
como porcentaje del PIB a precios corrientes de mercado



Fuente: CEPAL (BADEINSO). Datos correspondientes a 2000 o año cercano.

La figura muestra la participación del trabajo asalariado y no de todo el factor trabajo, dado que es difícil para el sistema de Cuentas Nacionales identificar el pago al trabajo por cuentapropia. Esta deficiencia resulta muy relevante, dada la importancia del autoempleo en los países de la región. Por ejemplo, información de encuestas de hogares revela que en Bolivia solo el 36% de los trabajadores eran asalariados en 2007.

Mientras que el grueso de la disciplina se ha concentrado en el análisis de la distribución personal, algunos analistas reclaman un papel más central para la distribución funcional, argumentando que las categorías de trabajadores y capitalistas están lo suficientemente polarizadas y la dispersión dentro de cada grupo es lo suficientemente poco relevante como para que sea la desigualdad entre trabajo y capital el centro natural de todo estudio distributivo. Si la inequidad social es ante todo desigualdad entre grupos diferenciados por su acceso a los medios de producción, es claro que la distribución funcional debe adquirir un papel central. En este enfoque, la relación entre la distribución funcional y personal es bastante directa: un incremento de la participación de los salarios en el ingreso nacional es interpretado como una reducción de la desigualdad en la distribución personal del ingreso. Por otra parte, es común la asociación entre clase trabajadora y pobreza.

De hecho, en sus inicios la economía se focalizó en el estudio de la distribución funcional, asociando la propiedad de factores productivos con clases sociales relativamente homogéneas internamente y claramente diferenciadas entre ellas en términos de bienestar.³⁴ Con el tiempo, el interés se ha ido volcando hacia la distribución personal por diversas razones (Milanovic, 2011). Por un lado, en el siglo XX florecieron las encuestas de hogares, casi inexistentes antes, que permiten explorar con mucho mayor detalle la distribución personal. Por otro lado, las sociedades se complejizaron: la propiedad del capital y la tierra se ha ido desconcentrando (respecto de siglos anteriores) difundiéndose hacia estratos medios de la población; el capital humano adquirió un papel central, volviendo a los ingresos del trabajo una fuente fundamental de recursos y ascenso social; aumentó la dispersión salarial entre trabajadores hasta convertirse en un factor importante de la desigualdad de ingresos, y se expandieron los estratos medios en casi todas las sociedades. Estos fenómenos hacen que la visión de una sociedad polarizada entre asalariados (pobres) y capitalistas (ricos) sea una simplificación exagerada. En la actualidad la relación entre distribución funcional y personal se ha vuelto más difusa: buena parte de los individuos en la cima de la distribución personal son asalariados (por ejemplo, gerentes de empresas), mientras que hay personas de recursos medios y bajos que derivan una parte importante de sus ingresos de fuentes distintas al trabajo (uso del capital propio en autoempleo, rentas).³⁵ Por supuesto, continúa siendo cierto que el capital y la tierra están más concentrados en los estratos superiores de ingresos de la población, por lo que la distribución funcional puede servir de aproximación a la distribución entre individuos. Sin embargo, existiendo los datos para medir directamente la distribución personal, no parece razonable seguir un camino indirecto de estimación.

Concentrarnos en la distribución funcional dificulta la medición y el análisis de la pobreza, y el estudio de muchos aspectos relevantes de la desigualdad, derivados de las diferencias de ingresos intragrupal y de la imperfecta correlación entre ingresos y propiedad de factores. Sin embargo, nótese que esta consideración no implica desechar el estudio de la distribución funcional, ya que su análisis puede ser muy útil para entender aspectos relevantes de la distribución personal.³⁶

Una segunda línea de defensa del estudio de la distribución funcional está basada en las deficiencias de las encuestas de hogares en captar ingresos de capital. Dada esta debilidad, las mediciones funcionales basadas en Cuentas Nacionales iluminan un aspecto de la desigual-

³⁴ Ricardo (1817) en sus *Principios* señala que “La determinación de las leyes que rigen la distribución (funcional) es el problema primordial de la Economía Política”.

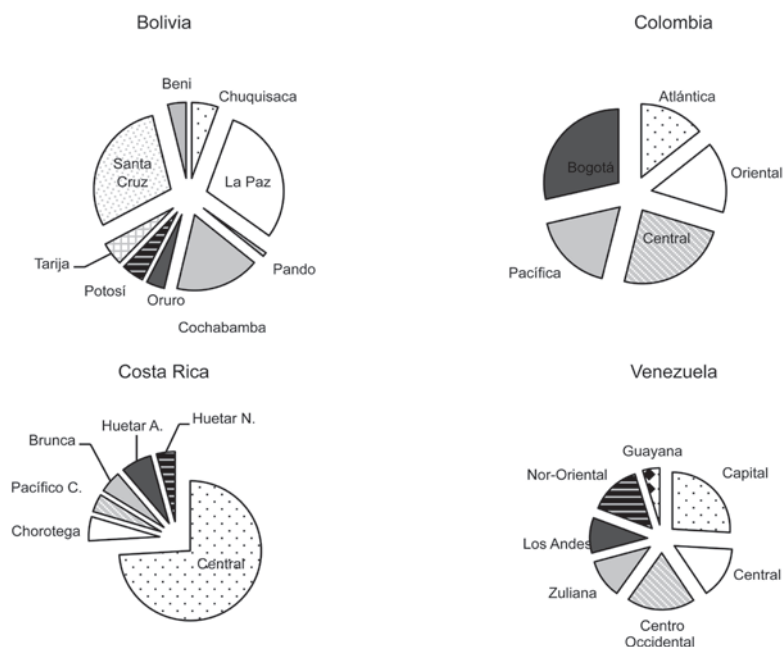
³⁵ Piketty y Saez (2006) reportan que en Estados Unidos los salarios ya se han convertido en la principal fuente de ingresos para el 1% más rico de la población. Atkinson, Piketty y Saez (2009) reportan evidencia sobre la creciente relevancia de los ingresos salariales en otros países.

³⁶ En este sentido, la literatura actual parece haber sobre-reaccionado en su énfasis por la distribución personal, otorgándole poco espacio al estudio y medición de la distribución funcional.

dad que las mediciones personales subestiman. Este argumento práctico es razonable, aunque no alienta a desestimar el estudio de la distribución personal, sino a mejorar o complementar sus estimaciones con la ayuda de información de Cuentas Nacionales. El Apéndice III trata este punto con más extensión.

En síntesis, la distribución funcional es relevante y se justifica su medición y estudio. Sin embargo, compartimos el criterio de la literatura actual en otorgarle una categoría inferior a la que ocupa la distribución personal del ingreso. El estudio de esta última nos permite una caracterización conceptual y empírica más precisa de la pobreza y la desigualdad. El análisis de la distribución funcional puede ser un complemento importante para mejorar las estimaciones de la distribución personal, y para contribuir a entender su forma y cambios en el tiempo.

Figura 3.10
Distribución regional del ingreso



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Así como en la distribución funcional se agrupa a las personas según sus factores de producción, es posible clasificarlas de acuerdo con cualquier otra variable, ignorando las diferencias internas y tratando a cada grupo como una unidad. Supongamos por ejemplo que se agrupa a las personas de acuerdo con su región de residencia. En ese caso la distribución se transforma en una lista de ingresos medios de cada área geográfica: esta es la *distribución*

regional del ingreso. La figura 3.10 presenta información sobre la distribución regional en algunos países de América Latina, utilizando información de población e ingresos de las encuestas de hogares. Para algunos fines (por ejemplo, estudios de federalismo fiscal) la distribución regional es relevante *per se*; en otros casos puede contribuir al análisis de la distribución personal.

3.6. Fuentes de información

En esta sección discutimos la procedencia de los datos para llevar a cabo un análisis distributivo. Idealmente sería óptimo contar con información de toda la población: un *censo* es la mejor fuente de datos para toda investigación empírica. Sin embargo, en la práctica los censos no son útiles para un trabajo distributivo debido a dos razones: se realizan con poca frecuencia y suelen no incluir preguntas ni de ingreso ni de consumo. Los cuestionarios necesarios para relevar estas variables monetarias son largos y sobre temas que algunas personas se sienten incómodas en contestar, lo cual entra en conflicto con el objetivo central de un censo: recabar información demográfica, minimizando la no respuesta.³⁷

Las *encuestas* constituyen la principal fuente de evidencia empírica sobre temas sociales. En particular, el análisis distributivo se nutre de *encuestas de hogares*, es decir, cuestionarios destinados a una muestra representativa de la población, entrevistada en sus viviendas, en la que se recaba información sobre todos los miembros del hogar, incluyendo datos de ingreso y/o consumo. Todos los países de América Latina cuentan con institutos oficiales de estadística que implementan periódicamente encuestas de hogares de las cuales se extraen microdatos para el estudio de la pobreza, la desigualdad y otros temas sociales.

Antes de profundizar sobre las encuestas, mencionemos algunas *fuentes indirectas* de información, cuyo objetivo explícito no es asistir a las estadísticas sociales. Un ejemplo es el de las declaraciones de impuestos a los ingresos. En todos los países existen gravámenes al ingreso (renta, ganancias) que exigen al contribuyente la declaración de los montos percibidos en el año, lo cual constituye información útil para un estudio distributivo. Naturalmente, esta fuente es relevante solo en países donde la cobertura del impuesto es amplia. La importancia del impuesto a los ingresos en los sistemas tributarios latinoamericanos es escasa. La gran mayoría de la población de la región no completa una declaración jurada de impuestos, ya sea porque no le corresponde legalmente o porque desarrolla sus actividades en el sector informal de la economía. Por estas razones las declaraciones de impuestos, u otras fuentes indirectas como registros administrativos de salarios o declaraciones al sistema de seguridad social, no pueden servir de base informativa de un estudio distributivo comprehensivo en los países de América Latina, aunque a menudo pueden ser usados como fuentes complementa-

³⁷ Algunos censos incluyen un módulo especial donde se incorporan preguntas de ingreso o consumo, pero se lo distribuye solo a una pequeña fracción de la población, lo cual naturalmente hace que la información obtenida deje de ser censal. El Censo 2010 en Panamá incluyó un cuestionario de ingreso para toda la población, lo cual atentó contra la calidad del proceso.

rias. Por ejemplo, las declaraciones de impuestos pueden servirnos para conocer mejor los ingresos de las personas más ricas, las cuales usualmente no son incluidas en las encuestas de hogares (ver Apéndice III).³⁸ Las declaraciones de impuestos tienen la ventaja adicional de ser realizadas todos los años y en algunos países la información está disponible desde hace mucho tiempo, en contraste con los datos de otras fuentes más modernas, como las encuestas.

Volvamos a las encuestas de hogares, base de la mayoría de los estudios distributivos empíricos. Las siguientes secciones discuten los problemas de muestreo y representatividad. Proveer una discusión pormenorizada de estos temas excede los objetivos de este libro. En su lugar, se presentan algunos conceptos básicos y referencias.³⁹

3.6.1. Muestreo

Una encuesta es una muestra representativa de la población. Sobre la base de un marco muestral que lista los integrantes de una población – típicamente el último censo nacional disponible en el país –, el instituto de estadística nacional selecciona un procedimiento de muestreo y realiza el trabajo de campo encuestando a las personas escogidas de acuerdo con el mecanismo de selección implementado.

El procedimiento más sencillo es el *muestreo aleatorio simple*, en el cual cada elemento de la población tiene la misma probabilidad de aparecer en la muestra. El simple azar determina quién es encuestado y quien no en la población, teniendo todos igual probabilidad de ser seleccionados. Desde un punto de vista formal no hay razones para adoptar mecanismos muestrales que no sean del tipo aleatorio simple. Sin embargo, por algunas razones prácticas estos esquemas son de uso infrecuente.

Estratificación

Supongamos que las autoridades requieren información no solo del ingreso promedio nacional, sino también de los ingresos medios de cada provincia en la que está dividido el territorio, con el fin de evaluar diferencias regionales. Un esquema de muestreo aleatorio simple puede implicar que muy pocas observaciones provengan de alguna provincia poco poblada, con la consiguiente dificultad para obtener estimaciones precisas del ingreso medio de esa jurisdicción. Ante esta perspectiva resulta conveniente separar el marco muestral por

³⁸ Ver Atkinson y Piketty (2006), Atkinson, Piketty y Saez (2009) para estudios en países desarrollados, y Alvaredo (2010) para una aplicación a un país de América Latina (Argentina).

³⁹ La literatura estadística sobre el tema de muestreo es abundante, ver por ejemplo Lemeshow y Levy (1999) para un tratamiento básico y Sarndal *et al.* (2003) para un análisis más sofisticado y preciso. Es curioso que mientras que el tema de muestreo ocupa un espacio significativo en la sociología, el marketing y, naturalmente, la estadística, su lugar en la currícula de los economistas es menor, máxime cuando una parte considerable del análisis empírico en economía aplicada se basa en datos obtenidos a través de complejos mecanismos muestrales. De hecho, la gran mayoría de los textos de econometría ignoran esta temática: los libros de Deaton (1997), y Cameron y Trivedi (2005) son algunas de las pocas excepciones.

provincias y tomar muestras de tamaño apropiado en cada una de ellas. Este es un caso de *muestreo estratificado*: la población es primero partida en conjuntos disjuntos o estratos y luego se toman muestras de tamaño suficiente dentro de cada estrato.

Supongamos que para garantizar estimaciones confiables del ingreso de una provincia habitada por solo el 1% de la población nacional la muestra de la encuesta se estratifica, forzando a que el 5% de las observaciones provengan de esa provincia. Esta sobrerrepresentación es útil para mejorar las estimaciones provinciales, pero hace necesario algún ajuste a la hora de estimar el ingreso medio de la población nacional. La dificultad técnica consiste en “desandar” el proceso de estratificación a fines de restaurar la estructura probabilística de un proceso aleatorio simple. En nuestro ejemplo de muestreo estratificado los habitantes de la provincia pequeña aparecen en la muestra con mayor frecuencia que en la población (5% vs. 1%), de modo que es necesario otorgarles menor ponderación en el agregado, con el objeto de restituir su participación relativa en la población. La sección 3.6.2 elabora sobre este punto.

Clusters

Un cluster o conglomerado es un agrupamiento natural de la población. Por ejemplo, las personas no viven esparcidas uniformemente en el espacio, sino que en su mayoría se agrupan en pueblos y ciudades, que constituyen agrupamientos o *clusters* poblacionales. La aplicación de un mecanismo completamente azaroso donde cada persona en la población tiene igual probabilidad de ser elegida (muestreo aleatorio simple) implicaría encuestar a personas dispersas en muchos pueblos y ciudades diferentes. Una alternativa consiste en realizar un muestreo en dos etapas: primero seleccionar al azar solo algunos *clusters* poblacionales, y en la segunda etapa elegir aleatoriamente las personas a encuestar dentro de cada *cluster* escogido.⁴⁰ Este procedimiento implica un ahorro de costos de implementación, al tener que visitar solo algunos pueblos y ciudades. Por ejemplo, resulta más económico obtener una muestra de 100 hogares visitando 10 pueblos y encuestando a 10 hogares en cada uno, que visitando 100 pueblos y encuestando a un hogar en cada uno. Este ahorro se obtiene a costa de una clara desventaja: las observaciones dentro de un *cluster* no son independientes. Se espera, por ejemplo, que las características de los vecinos de un pueblo, entre ellas el ingreso, estén correlacionadas.

El agrupamiento introduce dependencias que a veces son de difícil tratamiento empírico, y que en general inducen a errores estadísticos significativos. Intuitivamente, la dependencia entre las observaciones resta variabilidad a la muestra, lo que lleva a subestimar la verdadera varianza si esta dependencia es omitida. Dicho de otra forma, 10 observaciones indepen-

⁴⁰ Este proceso implica la existencia de unidades primarias de muestreo (los *clusters* elegidos) y unidades secundarias de muestreo (los hogares seleccionados dentro de los *clusters*).

dientes son en general más informativas que 10 observaciones altamente dependientes. En este sentido en la práctica el proceso de *clusterización* tiende a aumentar la varianza de las estimaciones, en relación con un mecanismo de muestreo al azar. El muestreo por clusters funciona bien cuando las diferencias entre grupos son menores (de modo que se pierde poca información por ignorar los *clusters* no seleccionados) y las diferencias dentro del *cluster* son grandes.

Nótese una diferencia importante entre estratos y *clusters*: los primeros son definidos en forma determinística y su unión agota la población, mientras que los *clusters* son escogidos aleatoriamente y constituyen solo un subconjunto de la población.

La estratificación y el muestreo por *clusters* no son alternativas sustitutas, sino complementarias, a menudo aplicadas conjuntamente. En la práctica las encuestas de hogares aplican diseños muestrales complejos que involucran varias etapas de estratificación y *clusterización*. Por ejemplo, un esquema muestral podría iniciarse dividiendo toda la población en estratos definidos en función de regiones geográficas, eligiendo luego en cada estrato una muestra de *clusters*, y finalmente practicando un muestreo aleatorio simple dentro de cada *cluster*.

Un ejemplo de esquema muestral: la CASEN de Chile⁴¹

El marco muestral de la CASEN es el Censo de Población y Vivienda de Chile. El país se divide en regiones, provincias y comunas, las cuales son a su vez subdivididas a fines censales. El muestreo usado en la CASEN es estratificado, por *clusters* y de múltiples etapas. La estratificación es geográfica, dividiendo el país en 553 estratos, sobre la base de la combinación de divisiones político-administrativas (comunas o agrupaciones de comunas) y áreas (urbana o rural). Hay dos tipos de comunas: autorrepresentadas y correpresentadas. En las primeras el número de observaciones en la muestra es suficiente para realizar estimaciones independientes. El tamaño muestral de las correpresentadas, en cambio, solo permite estimaciones a nivel agregado.

El diseño muestral es de dos etapas para las comunas autorrepresentadas. Las unidades primarias de muestreo (UPM) son los sectores de empadronamiento censal (conglomerados de viviendas). En el área urbana se refieren a una manzana o parte de ella, mientras que en el área rural están definidos como un conjunto de viviendas próximas. En ambos casos contienen un número de viviendas tal que el empadronador del censo pueda encuestarlas en un día. Las UPM se seleccionan con probabilidad proporcional al tamaño (número de viviendas particulares obtenidas a partir del Censo). Las unidades secundarias de muestreo son las viviendas particulares ocupadas en forma permanente. Las viviendas son seleccionadas de manera aleatoria.

⁴¹ La CASEN es la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional de Chile. Este recuadro está basado en Tornarolli (2007), donde se describen con mayor detalle los esquemas muestrales de varias encuestas de América Latina.

La gran mayoría de los estudios distributivos ignoran los problemas de muestreo, asumiendo implícitamente un procedimiento aleatorio simple, lo cual genera sesgos en las estimaciones de las varianzas de los estadísticos utilizados. Tres razones han justificado este proceder: (i) a menudo es difícil obtener información técnica de los institutos de estadística sobre los procedimientos de muestreo, y las variables incluidas en las bases de datos son insuficientes para realizar ajustes en las estimaciones;⁴² (ii) el ajuste de las varianzas al incorporar muestreos complejos es técnicamente engorroso;⁴³ y (iii) con frecuencia las estimaciones que consideran estos ajustes no difieren sustancialmente de aquellas que los ignoran.

De a poco estas razones están perdiendo validez, ya que es creciente el número de oficinas de estadística que brindan información sobre procedimientos muestrales y existen cada vez más instrumentos computacionales que permiten acomodar los requisitos de estructuras muestrales complejas. Por ejemplo, las últimas versiones de Stata han incorporado una gran variedad de herramientas para el análisis de datos provenientes de muestreos complejos.⁴⁴ La próxima sección incluye un ejemplo sobre la importancia de tomar en cuenta el tipo de muestreo del que provienen los datos de las encuestas de hogares.

Tamaño de muestra y representatividad

Una pregunta inevitable (e incómoda) que surge en todo trabajo empírico es: ¿cuál es el tamaño de la muestra necesario para estimar un indicador? Consideremos un ejemplo sencillo. Supongamos que el interés consiste en estimar la tasa de pobreza, es decir, el porcentaje de personas pobres. A fines de simplificar el análisis, supondremos que disponemos de una muestra proveniente de un esquema aleatorio simple. ¿Cuál es el tamaño de muestra que hace falta para estimar la tasa de pobreza de la población? Interpretada literalmente, la respuesta a esta pregunta es trivialmente uno. Con una sola persona es posible estimar la tasa de pobreza, aunque claramente las estimaciones serán muy poco confiables. Cuanto más grande es el tamaño de la muestra mayor será la confiabilidad de la estimación. En consecuencia, la respuesta a la pregunta anterior dependerá del grado de confiabilidad que se requiera para la estimación. Llevemos el caso a un extremo. Supongamos que pretendemos máxima confiabilidad, es decir, no toleraríamos ninguna discrepancia entre nuestra estimación y la verdadera tasa de pobreza. En este caso la respuesta acerca del tamaño óptimo es también trivial: el tamaño de la muestra deberá coincidir con el de la población. Es la única garantía de que no haya discrepancias entre la estimación y el verdadero parámetro poblacional.

⁴² Adicionalmente, cuando existe, la información tiene diferente grado de detalle entre países, lo que implica que la inclusión de ajustes no necesariamente mejora la comparabilidad internacional.

⁴³ Estas técnicas incluyen linealizaciones de Taylor y/o procedimientos basados en réplicas. Ver Deville y Sarndal (1992) para un tratamiento pormenorizado, si bien técnicamente más demandante.

⁴⁴ Kreuter y Valliant (2007) es una buena referencia para el uso de comandos de muestreo en Stata. SUDAAN es una herramienta específica para las cuestiones muestrales.

En la práctica, en los casos no extremos el problema del tamaño óptimo de la muestra tiene solución no trivial. Consideremos un ejemplo simple adaptado de Lemeshow y Levy (1999). Supongamos que estamos interesados en estimar la tasa de pobreza H de una comunidad, en un esquema de muestreo aleatorio simple. El estimador a usar es la proporción de personas que reportan ingresos inferiores a un umbral o línea de pobreza. Supongamos que las personas que encargan la encuesta dicen no querer tolerar más de un 7% de discrepancias entre la estimación y el verdadero valor de la tasa de pobreza.⁴⁵ A fines de determinar un tamaño de muestra adecuado para satisfacer este requisito, recordemos que un intervalo de confianza al 95% por ciento contiene a la verdadera proporción de personas pobres con probabilidad 95%. Es decir, es “casi cierto” que el intervalo $\hat{H} \pm 1.96std(\hat{H})$ contiene a la verdadera tasa de pobreza. En este caso, \hat{H} es la estimación de la tasa de pobreza H , 1.96 es el percentil 0.975 de la distribución normal estándar y $std(\hat{H})$ el error estándar de \hat{H} . Nótese que requerir que no haya más que un 7% de discrepancias (positivas o negativas) entre la estimación y el verdadero valor de la tasa de pobreza implica que el ancho del intervalo $2(1.96std(\hat{H}))$ no debe exceder a la verdadera tasa de pobreza en más de 7%. Entonces, nuestro problema es encontrar el tamaño de muestra que satisface $2(1.96std(\hat{H})) \leq 2(0.07H)$. Utilizando la fórmula para la varianza asintótica de \hat{H} , recordemos que $v(\hat{H}) = \hat{H}(1 - \hat{H})/n$.

Despejando n en la fórmula anterior obtenemos

$$(3.28) \quad n \geq \left[\frac{1.96\sqrt{\hat{H}(1 - \hat{H})}}{H0.07} \right]^2$$

Nótese que la verdadera tasa de pobreza H no es observada. En la práctica, el tamaño óptimo de la muestra para estimarla se determina sobre la base de alguna presunción o estimación previa. Si, por ejemplo, creemos que la tasa de pobreza ronda el valor 0.2, el tamaño de muestra requerido será mayor que 3136 personas. Si se aumentase la precisión de 0.07 a 0.05, entonces el tamaño requerido aumenta sustancialmente a 6147 personas.

En este ejemplo sencillo el “tamaño de muestra necesario” surge de especificar de antemano cuál es un nivel de “confiabilidad” (nuestra noción de “casi certeza”, en nuestro caso, 0.95), cuál es el nivel de precisión deseada (0.07) y nuestra presunción de la verdadera tasa de pobreza (0.2). La fórmula usada es válida para un tipo de estimador (la proporción muestral); la solución se complica si se utilizan estimadores o esquemas de muestreo más complejos. Referiremos a Lemeshow y Levy (1999) para una discusión más pormenorizada.

⁴⁵ Por ejemplo, si H fuera 0.20, tolerar discrepancias del 7% implica exigir que el estimador muestral caiga en el intervalo [0.186, 0.214].

3.6.2. Ponderadores

Dado que una encuesta es una muestra representativa de la población, las respuestas de cada individuo entrevistado representan las respuestas de un conjunto de personas en la población. Cada observación i en la encuesta tiene asociado entonces un *ponderador* o *factor de expansión* ω_i que indica el número de elementos en la población que la observación representa. El ponderador de una observación es igual (o proporcional) a la inversa de la probabilidad de ser muestreado. Por ejemplo, si en una población de un millón de habitantes se entrevista por muestreo aleatorio simple a 5000 personas, la probabilidad de ser encuestado sería 0.005 y el factor de expansión 200.

El cuadro 3.9 divide a los hogares encuestados en cada país en quintiles de acuerdo con el ingreso per cápita familiar, y reporta el valor promedio del factor de expansión para cada quintil. Dos puntos interesantes para observar: (i) los ponderadores difieren entre países; por ejemplo son superiores en un país muy poblado con una encuesta relativamente pequeña como México, y (ii) en cada país los ponderadores son en general crecientes en el nivel de ingreso (aunque no siempre uniformemente crecientes).

Cuadro 3.9

Ponderadores

Valores promedio por quintiles de ingreso

Quintil	Argentina	Costa Rica	México	Nicaragua
1	213	81	1021	114
2	229	89	1274	126
3	227	94	1348	136
4	237	99	1341	156
5	237	116	1320	168

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2008.

Hay varias razones prácticas que implican ponderadores heterogéneos. La primera es que los países implementan muestreos complejos que implican variabilidad en la probabilidad de muestreo. Por ejemplo, costos más elevados de recolección de información pueden reducir el muestreo en ciertas áreas geográficas, aumentando el factor de expansión de las unidades seleccionadas. La encuesta de hogares puede tener objetivos secundarios que exigen un muestreo más intenso en ciertas regiones o grupos. Por ejemplo, si el Gobierno decide aprovechar la encuesta para estudiar con más detalle el impacto de ciertos programas sociales concentrados en un área geográfica, puede decidir incrementar el número de observaciones en esa región, para obtener mediciones más precisas. Consecuentemente, el factor de expansión de cada unidad observada en esa región será inferior al del resto del país. Una razón adicional de la no uniformidad de los ponderadores es discutida en el Apéndice III: la no respuesta a la

encuesta. Si hay personas que se niegan a contestar el cuestionario y el instituto de estadística no está a tiempo de reemplazar esas observaciones por otras, debe incrementar la ponderación de los individuos “cercaños” que sí contestaron la encuesta, para que así el número total de observaciones expandidas alcance el valor de la población. Supóngase dos regiones con la misma población y con el mismo procedimiento de muestreo. Si en una región la tasa de no respuesta a la encuesta es alta, el valor del ponderador de cada observación será alto, en relación con aquellas observaciones en la región donde la tasa de no respuesta es menor.

Para evaluar la relevancia de incluir los ponderadores en los cálculos distributivos tomemos un indicador simple: la tasa de incidencia de la pobreza H , o proporción de personas pobres. Teniendo en cuenta los ponderadores ω_i asociados a cada observación, esta tasa puede calcularse como

$$(3.29) \quad H = \frac{\sum_{i=1}^n 1(x_i < z)\omega_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}$$

donde i indexa a las n personas incluidas en la encuesta y $1(x_i < z)$ vale 1 si el ingreso x_i es inferior a la línea de la pobreza z , y 0 en otro caso. En la ecuación, cada término es multiplicado por el ponderador ω_i . Si los factores de expansión coinciden, es decir, $\omega_i = \omega$ es sencillo notar que desaparecen del cálculo de (3.29): la tasa de pobreza resulta idéntica ya sea el cómputo se realice con o sin ponderadores. Si, en cambio, ω_i difiere entre individuos, los resultados ya dejan de ser idénticos.

El cuadro 3.10 muestra las tasas de pobreza en las regiones de México, realizando el cálculo con y sin factores de expansión. Las tasas de pobreza suelen ser menores cuando se incluyen los ponderadores, dado que los factores de expansión son en general superiores en los estratos de mayores ingresos, donde las tasas de no respuesta son más elevadas.

Cuadro 3.10
Tasa de pobreza en México, 2006
Cálculos alternativos usando o no los ponderadores

Región	Uso de ponderadores	
	No	Si
Noroeste	10.0	9.7
Norte	18.7	13.4
Noreste	11.4	6.4
Centro-Occidente	12.5	13.2
Centro-Este	14.8	10.7
Sur	45.6	35.9
Oriente	22.4	21.9
Península de Yucatán	19.8	15.7
Nacional	18.8	14.8

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH, 2006.

La recomendación práctica es usar los factores de expansión siempre que sea posible, obteniendo así estadísticas ponderadas que constituyen una mejor aproximación a la realidad de la población total. A fines descriptivos y cuando el objetivo es realizar conjeturas acerca de una colección de objetos de referencia (la población), el uso de ponderadores es relevante.⁴⁶

Analicemos un ejemplo concreto para ilustrar el impacto de considerar el diseño muestral sobre los resultados. Para ello empleamos la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM) de Costa Rica en 2006, donde la muestra se selecciona en dos etapas a partir de una estratificación por regiones geográficas (6 regiones) y zonas (urbanas y rurales).⁴⁷ En la primera etapa del muestreo se seleccionan las unidades primarias de muestreo (UPM) a partir de segmentos censales. Finalmente, las unidades secundarias de muestreo son viviendas seleccionadas dentro de cada UPM. Como ejemplo, se estima para cada quintil de ingreso laboral la proporción de trabajadores empleados en industrias básicas (ver cuadro 3.11).⁴⁸ El panel (a) ignora el diseño muestral, en el (b) solo se consideran los factores de expansión o ponderadores, el (c) agrega la consideración de la estratificación de la muestra, mientras que el panel (d) incorpora también la estructura de *clusters*.

Como puede observarse, la utilización de ponderadores impacta considerablemente sobre la estimación puntual y los errores estándar de la proporción de individuos empleados en el sector de industrias básicas. En este caso particular, considerar la estructura de estratificación –además de los ponderadores– casi no modifica los errores estándar. Por su parte, cuando se agrega la *clusterización* se obtienen errores estándar sustancialmente más elevados.

El efecto del diseño muestral sobre las estimaciones de la varianza puede medirse mediante el “efecto diseño”, que se calcula como el cociente entre la varianza estimada teniendo en cuenta el diseño muestral y la varianza que se obtendría si la muestra hubiera sido obtenida mediante un muestreo aleatorio simple. En el cuadro 3.11 dicho indicador aparece en las columnas indicadas con *deff*, que abrevia “*design effects*”.

⁴⁶ La literatura econométrica en cambio es cauta en relación con el uso de ponderadores. Cameron y Trivedi (2005) sugieren que el uso de ponderadores es necesario cuando se utiliza un enfoque descriptivo o de resumen de datos de una población concreta de la cual se obtuvo una muestra. En cambio, si el interés recae en estimar características de una relación modelística (por ejemplo, regresiones) no es necesario utilizar ponderaciones si la especificación del modelo es correcta. Dichos autores enfatizan que esta apreciación vale siempre y cuando la estratificación no sea endógena.

⁴⁷ Las seis regiones identificadas en la encuesta son Región Central, Chorotega, Pacífico Central, Brunca, Huetar Atlántica y Huetar Norte.

⁴⁸ En esa categoría incluimos a las industrias de alimentos, bebidas y tabaco, y textiles y confecciones.

Cuadro 3.11

Efecto sobre estimaciones puntuales y errores estándar de considerar el diseño muestral

Proporción de trabajadores en industrias básicas

Costa Rica, 2006

(a): Sin ajustes				(b): Ajuste por ponderadores			
Quintil	Media	Desvío	deff	Quintil	Media	Desvío	deff
1	0.0648	0.00414	1.00	1	0.0643	0.00465	1.15
2	0.0736	0.00459	1.00	2	0.0854	0.00584	1.40
3	0.0720	0.00451	1.00	3	0.0719	0.00500	1.20
4	0.0662	0.00438	1.00	4	0.0597	0.00444	1.13
5	0.0467	0.00401	1.00	5	0.0459	0.00454	1.51

(c): Ajuste por ponderadores y estratos				(d): Ponderadores, estratos y clusters			
Quintil	Media	Desvío	deff	Quintil	Media	Desvío	deff
1	0.0643	0.00465	1.15	1	0.0643	0.00540	1.56
2	0.0854	0.00584	1.40	2	0.0854	0.00682	1.91
3	0.0719	0.00499	1.20	3	0.0719	0.00646	2.00
4	0.0597	0.00443	1.12	4	0.0597	0.00544	1.69
5	0.0459	0.00454	1.51	5	0.0459	0.00602	2.65

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EHPM, Costa Rica 2006.

En el resto del libro, y salvo que se indique lo contrario, presentamos estimaciones que tienen en cuenta la estructura de ponderadores. En cambio, dado lo dificultoso que resulta obtener una descripción detallada del diseño muestral de todas las encuestas de América Latina, y para no complicar la exposición de la implementación práctica de los resultados, en general ignoramos el ajuste de las varianzas de los estimadores al considerar esquemas muestrales complejos.

3.6.3. Diseño y recolección

El diseño de la encuesta constituye una de las etapas cruciales en la obtención de evidencia empírica sobre un fenómeno. Las mediciones de pobreza y desigualdad dependen fuertemente de las preguntas incluidas (y las omitidas) en los cuestionarios de las encuestas. El diseño de una encuesta de hogares exige alcanzar un cuidadoso balance entre la ambición por cubrir un amplio rango de temas, y la prudencia en la longitud y complejidad del cuestionario. Por un lado una encuesta nacional es una oportunidad única para conocer la realidad social del país, y por ende es normal tratar de aprovecharla para obtener información sobre tópicos específicos. Por otro lado, cuestionarios largos con preguntas complejas aumentan sustancialmente la tasa de no respuesta, o el número de respuestas inconsistentes o no confiables, y por consiguiente comprometen el éxito de toda la encuesta.

En este libro tomamos la perspectiva del usuario de datos, en lugar del generador de información, y en consecuencia no abordamos los importantes temas de diseño de encuestas y recolección de datos. Con frecuencia, sin embargo, el analista de temas distributivos

se ve en la situación de tener que diseñar un cuestionario y una estrategia de muestreo y recolección de información. En los últimos años hay una clara tendencia hacia el aumento de las encuestas *ad hoc* para estudiar temas sociales específicos. Siendo la encuesta uno de los instrumentos centrales en la obtención de información sobre la realidad, y no pudiendo las encuestas de hogares oficiales nacionales cubrir todos los temas de interés, son cada vez más los sondeos sobre temas específicos implementados por organismos internacionales, centros de investigación, empresas u oficinas del Gobierno. El conjunto de herramientas de un analista social debe incluir conocimientos básicos sobre diseño de encuestas.⁴⁹

3.6.4. Tipos de encuestas de hogares

Existen dos clases principales de encuestas de hogares útiles para un análisis distributivo: las encuestas de empleo e ingresos, y las de condiciones de vida. En lo que sigue se presentan brevemente las principales características de cada tipo.

Las encuestas más extendidas en los países latinoamericanos son aquellas cuyo principal objetivo es relevar las condiciones de empleo e ingresos de una muestra representativa de la población. Casi todos los países de la región cuentan con un sistema periódico de encuestas de empleo e ingresos (EEI), cuya principal utilidad es servir de base para las estadísticas oficiales de desempleo, y en muchos casos pobreza. Estas encuestas suelen incluir también información valiosa sobre las características demográficas, habitacionales y educativas de la población, y un cuestionario destinado a relevar todas las fuentes de ingreso de todos los miembros del hogar. El acento, sin embargo, está puesto en la situación laboral de las personas, por lo que estas encuestas dedican mucho espacio a captar la condición de empleo, las características del puesto de trabajo, los ingresos laborales y el tipo de desempleo. En el Apéndice II del libro se detalla la estructura de una típica EEI y se ejemplifica con el caso de la *Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios*, la principal encuesta de hogares de Brasil.

Las encuestas de condiciones de vida (ECV) son más extensas y ambiciosas que las EEI, suelen incluir información sobre gastos de consumo y contienen secciones sobre un amplio conjunto de temas sociales. Dado que relevan datos de consumo, son usadas frecuentemente para construir canastas básicas de alimentos y líneas de pobreza. Las ECV en general incluyen información de educación, salud, antropometría, empleo, migraciones, agricultura, ahorro y crédito, así como información recabada en cuestionarios comunitarios (no a hogares) sobre disponibilidad de servicios y precios locales.⁵⁰ Dado que son significativamente más costosas, estas encuestas multipropósito se realizan con menos frecuencia. Mientras que las EEI son típicamente anuales o continuas, las ECV se realizan en forma más espaciada.

⁴⁹ Recomendamos Grosh y Glewwe (2000) para iniciarse en estos temas.

⁵⁰ Grosh y Glewwe (2000) y Deaton y Grosh (2000) son dos referencias para conocer más acerca de estas encuestas.

Las encuestas ECV fueron impulsadas por el programa *Living Standard Measurement Surveys* (LSMS) del Banco Mundial, establecido en 1980 con el objeto de mejorar la disponibilidad de información social para países en desarrollo. Con el auspicio de ese programa se han realizado ECV en varios países de América Latina (por ejemplo, Brasil, Ecuador, Guatemala, Nicaragua, Panamá, Perú). Otros países latinoamericanos han realizado ECV y cuasi-ECV con cuestionarios más cortos (usualmente sin información de gastos de consumo) fuera del programa LSMS. La CASEN de Chile y la ECV de Argentina corresponden a esta categoría. En el Apéndice II del libro se detalla la estructura de una ECV típica siguiendo el ejemplo de la Encuesta de Medición de Niveles de Vida (EMNV) de Nicaragua.

Además de las EEI y las ECV varios países realizan otras encuestas de carácter oficial. Son comunes las encuestas de gastos de los hogares (EGH), destinadas a relevar las canastas de consumo de la población, con la principal finalidad de construir los ponderadores para el índice de precios al consumidor (IPC), el principal índice usado para monitorear la inflación y brindar información al sistema de Cuentas Nacionales. A menudo, con los datos de estas encuestas de gastos se construyen canastas de consumo alimentario que sirven para calcular las líneas de pobreza oficiales de los países. Dado que relevan el consumo, y que con frecuencia incorporan secciones con preguntas sobre temas sociales, a veces las EGH pueden confundirse con las ECV. Las EGH tienen sin embargo una finalidad distinta y se realizan de forma más esporádica. Dado que el interés fundamental está en captar medias (por ejemplo, el consumo promedio de cada bien), en general tienen períodos de referencia más cortos, suficientes para la captación de medidas de tendencia central, pero inconvenientes para estudios distributivos por la variabilidad espuria que generan.

Algunos países realizan encuestas laborales frecuentes con el objeto de monitorear de manera ágil la dinámica del mercado de trabajo. Se trata de sondeos frecuentes (por ejemplo, mensuales) realizados a muestras de trabajadores o empresas con preguntas casi exclusivamente referidas a la situación de empleo. Estas encuestas laborales no deben confundirse con las EEI, dado que en general no incluyen información de ingresos no laborales del hogar, y en consecuencia no son adecuadas para monitorear la pobreza o la desigualdad de toda la población. La Pesquisa Mensal de Emprego de Brasil, la Encuesta Nacional de Empleo de Chile, la Encuesta Nacional de Ocupación y Empleo de México y la Encuesta Permanente de Empleo de Perú están entre las principales encuestas de este tipo en América Latina.

Casi todos los países implementan adicionalmente encuestas destinadas a estudiar alguna problemática social relevante. Nicaragua realizó una Encuesta de Discapacidad (ENDIS) en 2003; Paraguay una Encuesta de Hogares Indígenas en 2007/2008; Chile implementa cada tres años la Encuesta Nacional de Juventud; mientras que México lleva adelante anualmente la Encuesta de Evaluación de Hogares Urbanos (ENCELURB), para evaluar el programa Oportunidades, e implementa la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT). Estos son solo algunos ejemplos de una larga y creciente lista de encuestas específicas.

Las encuestas de hogares nacionales no son las únicas fuentes de información distributiva. De forma creciente, en casi todos los países de América Latina se realizan encuestas de hogares destinadas a estudiar algún tema particular que no puede ser adecuadamente analizado con las encuestas oficiales existentes. Se trata de sondeos realizados por centros de investigación, organismos internacionales u ONG usualmente con una muestra más pequeña que la de las encuestas nacionales. Si bien para monitorear pobreza y desigualdad estas encuestas son dominadas por las oficiales, pueden ser de utilidad para estudiar algunos temas específicos. Por ejemplo, en 2002 el Banco Mundial llevó a cabo la Encuesta de Impacto Social de la Crisis en Argentina (ISCA), de cobertura nacional con una muestra de 2800 hogares. La encuesta brinda valiosa información sobre las estrategias implementadas por los hogares para sobrevivir a la profunda crisis económica que experimentó ese país en 2001/02.⁵¹

Las encuestas de opinión internacionales pueden ser utilizadas para algunos aspectos del análisis distributivo. Se trata en general de sondeos que indagan sobre opiniones y percepciones de la población, pero que suelen reportar información demográfica, educativa, laboral, de posesión de activos y en ocasiones de ingresos. Latinobarómetro es el principal ejemplo en la región. Se trata de un estudio de opinión pública que realiza desde 1995 alrededor de 19000 entrevistas anuales en 18 países de América Latina.⁵² Gallup realiza una encuesta anual –Gallup World Poll– que cubre todos los países de América Latina y la gran mayoría de los países del mundo e incluye una pregunta de ingresos.⁵³ Si bien estas encuestas tienen muestras pequeñas en cada país (alrededor de 1000 observaciones), y aplican un procedimiento muestral no tan riguroso como los institutos nacionales de estadística, presentan algunas ventajas significativas: incluyen preguntas novedosas, hacen pública la información rápidamente y realizan las mismas preguntas en todos los países. Esta ventaja es muy relevante, si se recuerda que la principal fuente de problemas de comparabilidad internacional en las estadísticas sociales proviene de las diferencias en los cuestionarios entre países.

Las encuestas de hogares proveen datos de *corte transversal*, es decir, información sobre un conjunto de personas en un momento dado del tiempo. Esta “foto” podría repetirse con las mismas personas año a año, de modo de obtener una “película” que nos permita estudiar problemas dinámicos, como los de movilidad o persistencia de la pobreza. Las encuestas con datos de *panel* están diseñadas para seguir a un conjunto de personas a lo largo del tiempo. Se trata, sin embargo, de encuestas caras. El encuestado se cansa de ser entrevistado año tras año, se muda, o se muere, con lo que el desgaste de la muestra es alto, lo cual requiere una muestra inicial más grande, y mayores esfuerzos en conservar las unidades de observación. El panel más famoso es el PSID (*Panel Study of Income Dynamics*) de Estados Unidos,

⁵¹ Ver Fiszbein, Giovagnoli y Thurston (2003)

⁵² <www.latinobarometro.org>.

⁵³ Gasparini y Glüzmann (2011) indagan sobre la posibilidad de analizar pobreza y desigualdad en América Latina con la encuesta mundial de Gallup. Gasparini, Marchionni, Olivieri y Sosa Escudero (2011) estudian pobreza multidimensional con esa encuesta.

llevado a cabo por la Universidad de Michigan desde 1968. En los países de América Latina los paneles son o bien inexistentes, o bien de poca extensión. En los *paneles cortos* o *rotativos* se releva información repetida de un mismo hogar durante un período de tiempo poco prolongado; usualmente no más de dos años. La Encuesta Permanente de Hogares de Argentina, por ejemplo, entrevista a un hogar durante dos trimestres sucesivos, lo deja libre los dos trimestres siguientes, lo vuelve a entrevistar dos trimestres más, para luego eliminarlo definitivamente de la muestra. Las encuestas de hogares ENEMDU de Ecuador y ENAHO de Perú tienen una estructura de panel rotativo desde 2003. La mayoría de los países de la región ha implementado y prevé implementar encuestas de paneles cortos.⁵⁴

Además de algunos paneles cortos nacionales, existen en la región esfuerzos aislados de recolectar información de panel para proyectos específicos. Por ejemplo, la encuesta BASIS relevó información sobre un mismo conjunto de hogares rurales en El Salvador en los años 1995, 1997, 1999 y 2001, y sirvió para estudiar persistencia de ingreso y trampas de pobreza en ese país centroamericano.⁵⁵

3.6.5. Las encuestas de hogares en América Latina

Aunque las encuestas de hogares se remontan en Europa al siglo XVIII, no es hasta después de la Segunda Guerra Mundial cuando los países comenzaron a organizar sistemas estadísticos que contemplan la realización periódica de estas encuestas. En la región, México fue el primero en adherirse a esta práctica en la década del cincuenta. La mayoría de los países latinoamericanos o bien introdujo, o bien consolidó sus encuestas de hogares recién en la década del setenta. Durante la década del noventa, los países mejoraron sus encuestas de hogares, varios bajo el auspicio del programa MECOVI, un esfuerzo conjunto del Banco Mundial, CEPAL y el BID por mejorar las encuestas de la región. Los avances se manifestaron en una mayor frecuencia de encuestas, extensión de la cobertura hasta áreas rurales o regiones remotas, mejoramiento del cuestionario, inclusión de módulos especiales y mejoras en la captación del ingreso y/o el consumo.⁵⁶

Hoy en día todos los países de América Latina cuentan con oficinas estadísticas nacionales que implementan con periodicidad encuestas de hogares destinadas, entre otros motivos, a obtener estimaciones sobre pobreza y desigualdad. Todos los países realizan encuestas periódicas donde se releva el ingreso, y con menos frecuencia implementan cuestionarios de consumo. La mayoría de las naciones de la región han llevado a cabo encuestas de condiciones de vida, aunque en general de manera no sistemática.

⁵⁴ Existen proyectos más ambiciosos. Por ejemplo, en Chile se realizó un seguimiento a una muestra representativa de los hogares de las regiones III, VII, VIII y Metropolitana a partir de la encuesta CASEN 1996, tanto en 2001 como en 2006.

⁵⁵ Ver Rodríguez-Meza y González-Vega (2004) y Sosa Escudero, Marchionni y Arias (2006).

⁵⁶ El proceso de mejoras es obviamente elogiable, pero pone al analista en dificultades, dado que los cambios en cualquier característica de la encuesta afectan los resultados y dañan la comparabilidad en el tiempo, exigiendo mucho cuidado en el procesamiento de la información.

El cuadro 3.12 lista las principales encuestas usadas en este libro para medir pobreza y desigualdad en los 18 países de América Latina.⁵⁷ Estas son, a su vez, las encuestas utilizadas a lo largo del libro para ilustrar los distintos temas con evidencia empírica basada en microdatos. La mayoría de los países monitorea la pobreza y la desigualdad monetarias con encuestas de empleo e ingresos (EEI) con frecuencia anual, que incluyen información solo de ingresos. En ese grupo se incluye a Argentina, Brasil, Costa Rica, República Dominicana, Honduras, Panamá, Paraguay, Uruguay y Venezuela.⁵⁸ Un conjunto de países incluye en este tipo de encuestas cuestionarios para relevar el consumo: Bolivia, Colombia, El Salvador, México y Perú entran dentro de esta categoría. En Nicaragua y Guatemala el monitoreo de la pobreza está basado en encuestas ECV con datos de ingreso y consumo, mientras que Ecuador combina el uso de varias ECV con una EEI de cobertura nacional reciente (ENEMDU). Finalmente, Chile monitorea las variables distributivas con la CASEN, una cuasi-ECV sin información de consumo.

En 2011 todas las encuestas de América Latina tenían cobertura nacional, salvo la de Argentina que cubría los 31 principales aglomerados urbanos. De cualquier forma, dada la baja proporción de población rural en ese país (aproximadamente 10%), es probable que las reales estadísticas nacionales no difieran substancialmente de las obtenidas con datos urbanos.⁵⁹ Por simplicidad, en el resto del libro nos referimos a “Argentina”, aunque los datos se refieran a la Argentina urbana.

⁵⁷ Estas encuestas en general coinciden con las usadas oficialmente por los países para medir pobreza. Algunos países (por ejemplo, Panamá) usan sus encuestas de condiciones de vida para el cómputo oficial de la pobreza, obteniendo estimaciones más esporádicas que con las encuestas de empleo/ingreso.

⁵⁸ Estos países también han implementado encuestas ECV, aunque de forma irregular.

⁵⁹ La desigualdad en Argentina no cambia significativamente cuando se comparan los resultados obtenidos a partir de la EPH con los que surgen de otras encuestas de hogares que incluyen pueblos rurales y pequeñas ciudades –ECV 1997 y 2001 e ISCA 2002– (Cruces y Gasparini, 2009). A diferencia de otros países de la región, gran parte de la población rural en Argentina está altamente integrada a la economía nacional. La comparación con Uruguay es ilustrativa. Este país, con una estructura socioeconómica similar a la existente en parte de Argentina, incorporó en 2006 las áreas rurales a su encuesta de hogares sin cambios sustanciales en sus estadísticas nacionales de desigualdad.

Cuadro 3.12
Encuestas de hogares de América Latina usadas para calcular pobreza y desigualdad
Año 2010

País	Nombre de la encuesta	Acronimo	Cobertura	Tipo de encuesta	Información sobre		Frecuencia	Continua o puntual	Tamaño muestral (c.2009)		
					Ingreso	Gasto			Hogares	Individuos	% de pob.
Argentina	Encuesta Permanente de Hogares-Continua	EPHC	Urbana	EEL	Si	No	Annual	Continua	35,956	120,642	0.30
Bolivia	Encuesta Continua de Hogares	ECH	Nacional	EEL-2	Si	Si	Annual	Continua	3,940	15,030	0.15
Brasil	Pesquisa Nacional por Amostra de Domicilios	PNAD	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	129,333	399,387	0.21
Chile	Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional	CASEN	Nacional	ECV-2	Si	No	C/3 años	Puntual	71,460	246,924	1.46
Colombia	Encuesta Continua de Hogares	ECH	Nacional	EEL-2	Si	Si	Annual	Continua	12,510	50,850	0.11
	Gran Encuesta Integrada de Hogares	GEIH	Nacional	EEL-2	Si	Si			112,102	410,910	0.91
Costa Rica	Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples	EHPM	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	13,244	48,071	1.05
R. Dominicana	Encuesta Nacional de Fuerza de Trabajo	ENFT	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	8,281	30,430	0.31
Ecuador	Encuesta de Condiciones de Vida	ECV	Nacional	ECV	Si	Si	Esporádica	Puntual	13,582	55,666	0.41
	Encuesta de Empleo, Desempleo y Subempleo	ENEMDU	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	19,432	78,865	0.58
El Salvador	Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples	EHPM	Nacional	EEL-2	Si	Si	Annual	Continua	20,361	83,194	1.35
Guatemala	Encuesta Nacional de Condiciones de Vida	ENCOVI	Nacional	ECV	Si	Si	Esporádica	Continua	13,686	68,739	0.49
Honduras	Encuesta Permanente de Hogares de Propósitos Múltiples	EHPHM	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	21,112	98,028	1.33
México	Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares	ENIGH	Nacional	EEL-2	Si	Si	C/2 años	Continua	27,655	107,781	0.10
Nicaragua	Encuesta Nacional de Hogares sobre Medición de Nivel de Vida	EMNV	Nacional	ECV	Si	Si	C/4 años approx.	Continua	6,884	36,614	0.64
Panamá	Encuesta de Hogares	EH	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Puntual	13,386	49,573	1.44
Paraguay	Encuesta Permanente de Hogares	EPH	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Continua	4,439	18,419	0.29
Perú	Encuesta Nacional de Hogares	ENAHO	Nacional	EEL-2	Si	Si	Annual	Continua	21,753	95,199	0.33
Uruguay	Encuesta Continua de Hogares	ECH	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Continua	46,936	132,599	3.97
Venezuela	Encuesta de Hogares Por Muestreo	EHM	Nacional	EEL	Si	No	Annual	Continua	37,199	153,816	0.54

Fuente: Elaboración propia.

Nota: EEL: encuesta de empleo e ingresos, EEL-2: EEL con información de gastos de consumo, ECV: encuesta de condiciones de vida, ECV-2: ECV sin información de gastos de consumo.

La gran mayoría de los países de Latinoamérica dispone de información distributiva con una frecuencia al menos anual, estando en algunos casos la información disponible por trimestres o semestres. Chile y México tienen encuestas de hogares cada 3 y 2 años respectivamente, pero cuentan con un fuerte sistema de encuestas laborales con el que monitorear de cerca la situación de empleo. Guatemala ha realizado encuestas de condiciones de vida esporádicamente y no ha logrado consolidar la ENEI, una encuesta de empleo e ingresos. Finalmente, Nicaragua ha implementado encuestas ECV regularmente cada espacio de 3 a 5 años.

Hay encuestas que se relevan durante todo el año, o durante muchos meses, mientras que en otras el esfuerzo de relevamiento se concentra en un mes particular. Durante los 2000 ha habido un movimiento hacia las encuestas de tipo continuo.

El tamaño muestral de las encuestas latinoamericanas es muy variable, lo que responde a diferencias en el tamaño de los países y estrategias muestrales distintas. Así la ECH de Uruguay releva al 4% de la población de esa nación, mientras que la ENIGH mexicana entrevista al 0.10% de los habitantes de ese país. La PNAD de Brasil cuenta con observaciones de más de cien mil hogares, mientras que las encuestas de Bolivia y Paraguay no superan los cinco mil hogares.

El Apéndice II de este libro amplía sobre la disponibilidad de encuestas en todos los países de la región, detallando algunas de sus características principales.

Sobre la comparabilidad

Las encuestas de hogares no son homogéneas entre países de la región, y ni siquiera en un país a través del tiempo, por lo que el tema de la comparabilidad de los resultados es de gran relevancia. En este libro seguimos la metodología de CEDLAS (ver <cedlas.econo.unlp.edu.ar>) y hacemos todos los esfuerzos posibles para hacer las estadísticas comparables utilizando similares definiciones de variables, y aplicando métodos consistentes de procesamiento de los datos. Sin embargo, es justo reconocer que los problemas de comparabilidad persisten, fundamentalmente producto de las diferencias en los cuestionarios de las encuestas. Aparece acá el típico *trade-off* entre rigurosidad y cobertura que debe enfrentar todo investigador sobre temas empíricos. Es posible un análisis ambicioso que considere conjuntamente un grupo de países, pero al costo de perder precisión en los resultados. En ocasiones los problemas de comparabilidad son severos, por lo que es conveniente restringir el análisis. En otras, la relevancia del tema justifica arriesgarse a usar datos de varias fuentes, con el propósito de obtener resultados que permitan tener visiones generales u órdenes de magnitud del fenómeno estudiado. La decisión sobre si comparar o no resultados de distintas encuestas depende finalmente de las preferencias y objetivos de cada investigador.

Las encuestas de hogares tienen muchos problemas, pero aun así son la mejor fuente de información sobre las características socioeconómicas de la población. Pensamos que es conveniente evitar las dos posiciones extremas acerca de las encuestas: descartarlas o usarlas sin prudencia. Uno de los principales objetivos de este libro es promover con énfasis el uso de las encuestas de hogares de la región para el estudio de temas distributivos, pero fomentando a la vez un uso responsable de ese caudal de información.

3.7. Ingreso y consumo en las encuestas

Todas las encuestas de hogares de América Latina permiten construir variables de ingresos individuales y luego agregarlas a nivel del hogar y ajustar por tamaño y composición familiar. Varias encuestas de la región también permiten construir variables de gastos de consumo al nivel del hogar. Esta sección presenta los rasgos básicos de la construcción del ingreso y consumo familiar, dejando para el Apéndice III la discusión más detallada de un conjunto de problemas metodológicos específicos.

3.7.1. El ingreso

La definición más extendida de ingreso es la de Schanz-Haig-Simons: ingreso es el valor monetario del incremento de la capacidad de un individuo de consumir durante un período.⁶⁰ Este criterio incluye los ingresos laborales por trabajo asalariado, en cuentapropia y como empleador o patrón, los ingresos de capital, incluyendo la renta de la tierra, los beneficios empresariales, las transferencias privadas y públicas y una estimación de la renta implícita de la vivienda propia.⁶¹

Al construir un agregado de ingreso del hogar es importante prestar atención al período de referencia de las preguntas y llevar todas las respuestas a una misma unidad. En América Latina lo usual es relevar el ingreso del mes previo a la encuesta.⁶² Siendo la unidad de tiempo de registro el mes, es indudable que las encuestas captan el ingreso *corriente*, con todas las desventajas que esto acarrea, discutidas al comienzo del capítulo.

Los ingresos laborales mensuales incluyen salarios y jornales por todo tipo de trabajo. Siempre que sea posible se distingue entre el trabajo asalariado, el trabajo por cuentapropia y el salario asignado al empleador. Para los dos últimos grupos la distinción entre remuneración al trabajo y al capital o a la capacidad empresarial es en un punto ambigua. Una persona que produce tejidos y los vende en la calle obtiene una ganancia que en parte es remuneración a su trabajo y en parte al pequeño capital invertido y a su capacidad empresarial. De cualquier

⁶⁰ De acuerdo con esta definición, el ingreso es igual al consumo del período más el incremento en la riqueza.

⁶¹ En Canberra Group (2001) se discute extensamente la medición del ingreso.

⁶² En algunos países ciertos ingresos son reportados con una frecuencia diferente (por ejemplo, ingresos de capital o remesas), mientras que en algunos pocos casos también se reporta información de ingresos laborales sobre períodos mayores al mes (por ejemplo, ENIGH en México).

forma, los cuestionarios de las encuestas no permiten un análisis profundo de este punto, por lo que el analista se ve forzado a aceptar las categorías pre-establecidas.

El ingreso no laboral se divide en general en tres grandes grupos: (i) la remuneración al capital, tierra y beneficios; (ii) las transferencias privadas y estatales, incluyendo las pensiones; y (iii) la renta implícita de la vivienda propia. La justificación para incluir este último ítem surge de reconocer que los hogares propietarios de una casa o apartamento no necesitan arrendar, por lo que se ahorran un gasto, pudiendo asignar esos recursos a otros fines. Esta retribución implícita constituye una parte de los ingresos de una familia, que no está canalizada en un mercado formal, pero que debe ser incluida como ingreso. En el Apéndice III se extiende este argumento y se detallan estrategias de estimación.

Es importante asegurarse que los ingresos extraordinarios no se incluyan en el cómputo del ingreso corriente, o bien se distribuyan de alguna forma en un período de tiempo largo. El mismo criterio se aplica a las ventas de activos como casas, automóviles o acciones y a regalos no frecuentes, seguros de vida, ganancias por juego y herencias. Naturalmente, es difícil para el analista conocer la frecuencia con la que se reciben estos ingresos, por lo que cierta arbitrariedad en la decisión de inclusión de cada ítem dudoso es inevitable.

Si bien ingreso es el “valor monetario” de la capacidad de consumir en un período, no significa que todos los ingresos se perciban en dinero. Muchos trabajadores reciben ingreso en especie; es decir, bienes y servicios que deben ser traducidos a pesos y adicionados al ingreso monetario de la persona. Existen tres tipos particulares de ingresos en especie de relevancia: (i) la producción de autoconsumo, (ii) la mencionada renta implícita por el uso de bienes durables propios, particularmente la vivienda y (iii) los subsidios estatales a servicios como la educación o la salud. En la práctica es usual incluir en el cómputo del ingreso a los dos primeros ítems, mientras que es excepcional la consideración del tercero.⁶³ Dado que los mecanismos de imputación de los beneficios de la provisión pública de bienes y servicios son controversiales, la práctica usual consiste en computar las estadísticas de pobreza y desigualdad sin incluir el ingreso implícito por transferencias estatales en especie, y abordar este tema en estudios especiales (ver capítulo 9).

El cuadro 3.13 muestra la participación de los distintos rubros incluidos usualmente en el ingreso en algunos países de la región. La relevancia de cada ítem en cada nación depende de razones económicas reales, pero también de la forma como se indaga sobre cada fuente en la encuesta. En particular, captar los ingresos de capital requiere de un detallado cuestionario y de un esfuerzo por parte de los encuestadores que pocos países llevan a cabo.

⁶³ En el Apéndice III se extiende la discusión de la estimación de la producción de autoconsumo y la renta de la vivienda propia, mientras que el capítulo 9 trata extensamente el tema de los subsidios estatales implícitos en la provisión pública de bienes y servicios.

Cuadro 3.13

Estructura del ingreso

Participación de cada rubro en el ingreso individual y del hogar

País	Año	Ingresos individuales			Ingresos del hogar	
		Laborales	Capital	Transferencias	Laborales	No laborales
Argentina	2006	81.2	1.5	17.3	72.0	28.0
Bolivia	2007	81.9	3.1	15.0	76.6	23.4
Brasil	2007	76.9	3.2	20.0	71.5	28.4
Colombia	2006	86.0	2.9	11.0	85.7	14.3
R. Dominicana	2007	84.1	2.2	13.7	75.5	24.5
Ecuador	2007	85.8	2.6	11.6	80.9	19.1
Uruguay	2007	70.9	3.6	25.1	62.5	37.5

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Las encuestas de hogares latinoamericanas (y en general del mundo) captan esencialmente ingresos laborales y transferencias. En casi todos los países más del 80% de los ingresos relevados por la encuesta provienen del trabajo y más del 15% de transferencias. La relevancia de este rubro depende de la extensión de los sistemas de pensiones y de los programas de transferencias de ingreso. En Uruguay, donde el sistema de previsión social está muy extendido, el *share* de las transferencias en el total de los ingresos individuales supera el 25%. En cambio, en Colombia y Ecuador la participación no alcanza al 12%. La participación de los ingresos de capital es exigua: apenas un 3% en promedio. Estos valores están asociados a las dificultades de las encuestas en captar personas muy ricas y a la generalizada subdeclaración de ese tipo de ingresos.⁶⁴

La participación de los ingresos laborales se mantiene alta, aun al considerar los ingresos del hogar, donde se incluye la renta implícita de la vivienda propia como ingreso no laboral. En promedio, el 75% de los ingresos familiares en las encuestas latinoamericanas provienen de fuentes laborales.

3.7.2. El consumo

Es usual construir un agregado de consumo identificando inicialmente dos grupos: los bienes de consumo corriente y los bienes durables. Es importante incluir todos los bienes y servicios comprados y consumidos dentro o fuera del hogar, aquellos de producción casera y los recibidos como regalos de otros hogares, transferencias del sector público o como retribución al trabajo.⁶⁵ En el caso de los bienes durables debe imputarse un valor asociado al uso del bien durante el período (ver abajo).

⁶⁴ En teoría deberían incluirse en el cómputo todos los ingresos devengados, aunque algunos no estén aun realizados, criterio que es difícil llevar a la práctica, en particular con las ganancias de capital. Ninguna encuesta latinoamericana pregunta, por ejemplo, por el valor de los activos físicos y financieros que una persona posee al comienzo y al final del período de referencia para estimar la ganancia o pérdida de capital.

⁶⁵ Como se mencionó para el caso del ingreso, en la práctica no siempre es posible obtener estimaciones del consumo de propia producción, del consumo de los servicios provistos públicamente (por ejemplo, educación o salud), o del valor de uso implícito de los bienes durables propios (típicamente, la vivienda).

El siguiente cuadro muestra la estructura del consumo en una muestra de países de la región, por quintiles. El grado de apertura de la información en general no coincide entre países, aunque típicamente alimentos, educación, salud, bienes durables y vivienda aparecen como rubros independientes.

Cuadro 3.14
Estructura del consumo por quintiles de consumo familiar per cápita

Nicaragua, 2005						
	1	2	3	4	5	Total
Alimentación	56.0	53.7	49.7	45.3	32.3	43.9
Vivienda	11.6	11.9	12.5	13.4	20.5	15.3
Infraestructura	6.4	7.1	7.7	8.4	9.2	8.2
Salud	7.3	6.9	6.7	5.5	5.7	6.2
Educación	3.3	3.8	4.7	5.8	6.1	5.1
Equipamiento	1.8	1.9	2.9	3.6	5.1	3.6
Transporte	4.1	4.7	5.5	6.4	8.5	6.5
Otros	9.6	9.9	10.2	11.5	12.5	11.2
Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

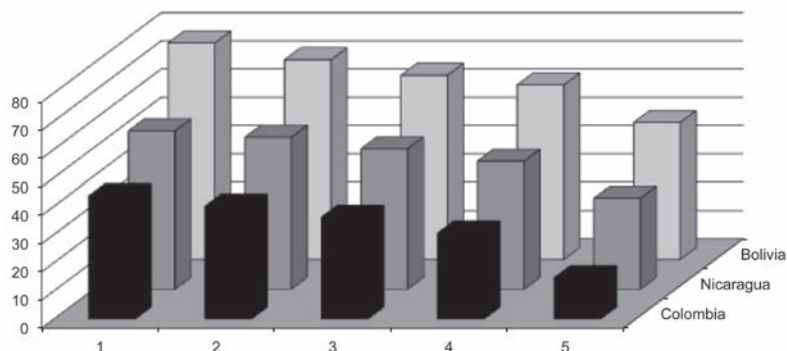
Colombia, 2005						
	1	2	3	4	5	Total
Alimentación	43.7	40.1	36.2	30.6	14.7	25.0
Vestimenta	6.5	7.2	7.4	7.3	5.3	6.3
Vivienda	20.7	20.3	21.5	21.8	19.1	20.2
Muebles	5.8	5.8	5.9	6.0	4.9	5.4
Salud	3.5	3.6	3.6	3.6	2.9	3.2
Transporte	6.3	6.7	7.7	8.4	16.0	11.9
Esparcimiento	6.0	7.2	7.5	8.3	8.6	8.1
Financieros	3.2	4.8	6.1	9.7	24.8	16.0
Otros	4.3	4.3	4.1	4.2	3.7	3.9
Total	100.0	100.0	100.0	99.9	100.0	100.0

Bolivia, 2005						
	1	2	3	4	5	Total
Alimentación	76.6	70.7	65.2	61.7	48.4	57.2
Educación	4.7	5.6	7.4	7.6	10.0	8.4
No alimentarios	13.7	14.7	17.4	18.6	29.5	23.3
Vivienda	5.0	9.0	10.0	12.1	12.1	11.1
Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nótese el cumplimiento de la Ley de Engel en los tres países representados: la participación del consumo de alimentos en el consumo total cae a medida que se consideran quintiles más elevados (figura 3.11). El caso opuesto ocurre con los gastos en educación. Por su parte, el cuadro 3.14 indica que el *share* en vivienda resulta creciente en Bolivia y Nicaragua, pero estable en Colombia.

Figura 3.11
Participación del consumo de alimentos por quintiles



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

La construcción de un agregado de consumo familiar requiere la identificación de cada ítem consumido en el período de referencia. La recolección de esta información puede ser engorrosa, dado que el número de ítems es potencialmente muy grande. De hecho, las encuestas suelen agregarlos en rubros más generales (por ejemplo, frijoles, en lugar de diferenciar por tipo de frijoles). Diferencias en el grado de agregación pueden traducirse en estimaciones del consumo, y en consecuencia de la pobreza, diferentes. Por ejemplo, Jolliffe (2001) reporta que el consumo per cápita registrado en El Salvador resultó 31% superior cuando se utilizó un cuestionario detallado largo, en comparación a un cuestionario más reducido con rubros agregados. Lanjouw y Lanjouw (2001) previenen sobre la comparación de resultados basados en encuestas aun dentro de un mismo país, dada la práctica frecuente de modificar el diseño del cuestionario, adicionando ítems o agregándolos de forma diferente. Los autores recomiendan realizar las estimaciones sobre la base de un conjunto común de bienes en ambas encuestas.

Las encuestas de consumo suelen tener varios módulos diferenciando por unidad de tiempo de registro: de algunos bienes se reporta el consumo semanal o quincenal, de otros el mensual y de otros se apela al recuerdo del consumo anual. Estos módulos pueden ser administrados conjuntamente de una sola vez o idealmente varias veces durante el año. Naturalmente, todas las respuestas deben ser llevadas a una misma unidad de medida de tiempo (por ejemplo, mensual). En un famoso experimento en India se dividió aleatoriamente a la población en mitades, asignándoles un cuestionario donde el período de referencia de sus consumos alimentarios era una semana para un grupo y un mes para el otro. El período de referencia más corto generó declaraciones mayores, más precisas, lo que implicó un sustancial impacto sobre la tasa estimada de pobreza; de 42.6% a 23.6% en áreas rurales

(en 1998), lo que se tradujo, dado el tamaño de India en 200 millones de personas menos consideradas pobres.

A diferencia del ingreso, donde es posible definir variables a nivel individual y luego construir un agregado del hogar, en el caso del consumo se construye directamente un agregado familiar, dado que muchos gastos de consumo se realizan de forma conjunta, y es difícil conceptualmente y en la práctica asignarlos a cada integrante. Una vez obtenido el consumo total del hogar, sí es posible realizar los ajustes por factores demográficos comentados en la sección 3.3. Como se discutió, el interés en el análisis distributivo en general está puesto en la persona, no en el hogar. Por esta razón, lo usual es computar pobreza o desigualdad sobre la distribución entre personas del consumo total familiar ajustado por factores demográficos.

Existen dos problemas prácticos importantes (y relacionados) en la construcción de un agregado de consumo para cada hogar: la diferenciación entre (i) consumo corriente y extraordinario y (ii) entre consumo y gasto.

Ciertos consumos son de naturaleza esporádica. Supongamos que una familia que habita en un área rural realiza en el mes en que es encuestada un viaje para asistir a una fiesta de sus parientes en la ciudad capital, lo cual trae aparejados importantes consumos en transporte, regalos y quizás alojamiento. Si la familia realiza un viaje semejante cada mes, es claro que esos gastos deben incluirse como parte de su consumo corriente. En el otro extremo, si el viaje es un hecho único en la vida, incluir su costo como parte del consumo agregado del mes de la encuesta implicaría una gruesa sobrestimación del nivel de vida de los miembros de ese hogar. Lo aconsejable en este caso es amortizar el viaje a lo largo de toda la vida de la familia y en consecuencia asignar solo una pequeña parte de esos gastos al consumo del mes en cuestión; o por simplicidad directamente ignorar esos gastos extraordinarios. El problema en la práctica es que, como analistas, no sabemos cuán frecuente o extraordinario es el gasto reportado por la familia. La dificultad se repite con un gran número de bienes y servicios. Si una familia reporta un gasto considerable en medicamentos, ¿debemos incluirlo como parte del consumo usual de un mes típico, o ignorarlo por presumir que se trata de gastos ocasionales no representativos? En la práctica, el analista se ve forzado a tomar decisiones arbitrarias. Dada la ausencia de un estándar internacional los institutos de estadística u organismos internacionales que construyen los agregados de consumo toman decisiones diferentes en cada país, lo que daña la comparabilidad de resultados.⁶⁶

Un segundo problema en la construcción del agregado de consumo deriva de la distinción entre consumo y gasto, hasta ahora ignorada. Pese a que en ocasiones estos dos términos se utilizan indistintamente, el gasto hace referencia a erogaciones realizadas por el hogar, mientras que el consumo está asociado al uso efectivo de bienes y servicios durante el período de referencia, independientemente de la forma como estos fueron obtenidos. Supongamos

⁶⁶ Deaton y Zaidi (2002) es una referencia importante para la construcción de agregados de consumo dentro del programa de LSMS.

que un hogar compra arroz cada 3 meses por valor de \$30 y lo consume de manera uniforme en los meses siguientes. Mientras que el consumo efectivo mensual es de \$10, el gasto será \$30 un mes y 0 los dos siguientes. Es claro que el concepto relevante asociado al nivel de vida es el consumo y no el gasto, por lo que se aconseja que las encuestas releven el consumo efectivo de bienes y servicios. Sin embargo, por practicidad la mayoría de las encuestas solo preguntan por el gasto realizado por el hogar en diferentes ítems de consumo, generando sesgos. Por ejemplo, la desigualdad medida sobre la distribución del gasto resulta superior a la desigualdad medida sobre la distribución del consumo, ya que este se distribuye más uniformemente en el tiempo.

Uno de los ejemplos más claros de la diferencia entre consumo y gasto es el de los bienes durables. El gasto se realiza en el momento de la compra, pero luego su uso se extiende por varios años durante los cuales el bien genera un flujo de utilidad. En la práctica el problema es que el consumo periódico del bien durable no es observable, a diferencia de otros bienes donde el consumo implica la desaparición del bien (como el ejemplo anterior del arroz). En este caso lo usual es asociar al consumo del bien durable con el costo de mantener el valor del stock de ese bien durante un período. Analíticamente,

$$(3.30) \quad c_{kt} = S_{kt-1}P_{kt-1} - \frac{S_{kt-1}(1-d_t) \cdot P_{kt}}{1+r_t}$$

donde c_{kt} es el consumo del bien durable k durante el período t , S es el stock del bien, p su precio de mercado, d la tasa de desgaste o depreciación y r la tasa de interés nominal. El consumo del bien durable es entonces la diferencia entre el precio del stock al inicio del período (en $t-1$) y el precio del stock resultante al final del período luego de haber tomado en cuenta el desgaste, descontado a la tasa de interés de mercado. Para implementar este cálculo es necesario conocer los precios de los bienes, la fecha de compra, e imponer alguna función de depreciación que variará con el tipo de bien.⁶⁷ Para evitar cálculos que sean exageradamente afectados por la situación financiera del momento, es usual tomar la tasa de interés promedio de un período de tiempo largo.⁶⁸

3.7.3. Opciones en la hoja de ruta

En este capítulo hemos discutido las variables a considerar en un estudio distributivo y los pasos para su implementación empírica. Desafortunadamente, los problemas no se agotan al decidir la variable de bienestar (ingreso o consumo), los ítems a incluir y la forma de

⁶⁷ Deaton y Zaidi (2002) detallan otros cálculos cuando algunos de estos datos no son conocidos.

⁶⁸ Algunas bases de datos de encuestas de hogares con información de gasto ya incluyen una estimación del valor flujo del consumo de durables (por ejemplo, Nicaragua, 2005).

ajustar por factores demográficos. Existe un amplio conjunto de puntos metodológicos que es indispensable resolver para llegar a alguna estimación del ingreso o consumo familiar, algunos de los cuales fueron mencionados en esta sección: la estimación de la renta implícita de la vivienda propia, el cálculo de la producción de autoconsumo, el problema de la no respuesta y subdeclaración, el tratamiento a ingresos cero y valores extremos, los ajustes de precios y otros.

En este punto del libro existen dos opciones. Una es continuar profundizando en los detalles técnicos de la construcción del ingreso y del consumo, los cuales tienen un impacto importante sobre las estimaciones de pobreza y desigualdad. El lector que prefiere completar esta revisión metodológica puede visitar primero el Apéndice III para luego volver al capítulo 4 y continuar con el libro.

La segunda opción, para el lector más ansioso en comenzar a estudiar pobreza y desigualdad y menos ávido por detalles técnicos, es detener en este punto el examen de los problemas metodológicos de construcción del ingreso y el consumo. Esta alternativa implica asumir que se han resuelto de alguna forma los problemas mencionados arriba, y que se cuenta con una variable de ingreso o consumo que se utilizará como aproximación al bienestar individual para estudiar pobreza y desigualdad. Quien elija este camino puede seguir con la lectura del capítulo 4 y diferir la lectura del Apéndice III para más adelante.

Apéndice: En la práctica

En este apéndice se presentan códigos de Stata que permiten replicar los resultados presentados en diferentes cuadros a lo largo del capítulo. Las encuestas de hogares procesadas, que permiten implementar los distintos ejemplos con relativa facilidad, pueden descargarse del sitio web del libro.⁶⁹

Cociente de quintiles

El siguiente bloque de código puede utilizarse para computar el cociente de quintiles extremos presentado en el cuadro 3.2 del texto. La línea 4 ordena las observaciones según la variable `ipcf`, utilizando la opción `stable` para mantener el orden original de aquellas observaciones con igual valor en dicha variable. En la línea 7 se genera la variable `shrpop` como la suma acumulada de la variable `pondera`, para los individuos con `ipcf` positivo; así, la última observación de dicha variable contiene la población de referencia (es decir, la suma de todos los ponderadores individuales). De hecho, en la línea 8 se computa la proporción de la población total que se acumula hasta cada observación de la encuesta. Nótese que `shrpop[_N]` hace referencia a la última observación (la número `_N`) de la variable `shrpop`. Las líneas 10 a 16 se emplean para construir una variable que identifica quintiles de ingreso; la variable `quintil` vale 1 para el 20% más pobre de la población, 2 para el 20% siguiente, y así sucesivamente. Las líneas 19 y 22 computan el ingreso promedio de los quintiles 1 y 5, respectivamente. Las líneas 20 y 23 almacenan esos promedios en las macros locales `media_q1` y `media_q5`. Por último, la línea 26 muestra el cociente de quintiles extremos.

```
1 * cap3-cociente-quintiles.do
2
3 * ordenar por ipcf
4 sort ipcf, stable
5
6 * computar porcentaje acumulado población
7 gen shrpop = sum(pondera) if ipcf>0
8 replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
9
10 * identificar quintiles de ipcf
11 gen quintil = .
12 replace quintil = 1 if shrpop <= 0.2
13 replace quintil = 2 if shrpop > 0.2 & shrpop <= 0.4
14 replace quintil = 3 if shrpop > 0.4 & shrpop <= 0.6
15 replace quintil = 4 if shrpop > 0.6 & shrpop <= 0.8
16 replace quintil = 5 if shrpop > 0.8 & shrpop <= 1
```

⁶⁹ En particular, las encuestas procesadas contienen todas las variables que utilizamos a continuación.

```

17
18 * ingreso promedio quintil 1
19 summ ipcf [w=pondera] if quintil ==1
20 local media_q1=r(mean)
21 * ingreso promedio cuantil 5
22 summ ipcf [w=pondera] if quintil ==5
23 local media_q5=r(mean)
24
25 * mostrar resultado
26 display "ratq5l = " `media_q5'/'`media_q1'

```

En lo que resta de este apéndice, el cociente de quintiles extremos se computa varias veces. Por lo tanto, a continuación se muestra un programa que permite computar el cociente de quintiles extremos muy fácilmente; simplemente se lo invoca indicando la variable de la que se quieren computar quintiles, y opcionalmente la variable de ponderación y la condición *if*. Así, dos llamadas típicas a este programa junto con los resultados que generan son

```

. ratq5l ipcf [w=pondera]
(importance weights assumed)
media quintil 5 ipcf / media quintil 1 ipcf = 14.843565

. ratq5l ipcf [w=pondera] if ipcf>0
(importance weights assumed)
media quintil 5 ipcf / media quintil 1 ipcf = 13.43414

```

En Stata, un programa es un conjunto de instrucciones que, a diferencia de un archivo **do**, se almacena en la memoria. En general, utilizaremos programas para incrementar las capacidades del Stata agregando nuestros propios comandos. El código completo del programa se muestra a continuación. La línea 3 indica que el contenido de las líneas 4 a 52 será ejecutado cada vez que se invoque al programa `ratq5l`, que pertenece a la clase `rclass`; es decir, `ratq5l` es un programa que devolverá resultados en `r` (*resultado*).⁷⁰ La sentencia `syntax` de la línea 4 indica que este programa deberá ser invocado con una única variable como argumento, aceptando de manera opcional ponderadores y la condición *if*. El uso de ponderadores y la condición *if* son opcionales porque `weight` e `if` aparecen entre corchetes.

La sentencia `syntax varlist (max=1)` hace que la única variable que permite especificar nuestro programa se almacene en la macro local `varlist`. Así, al invocar el programa `ratq5l`, las apariciones de ``varlist'` serán reemplazadas por el nombre de la variable de la que se desea computar el cociente de quintiles extremos. La sentencia `preserve` de la línea 8 se utiliza para almacenar una copia de la base de datos; así, una vez finalizada la ejecución del programa, se recupera esta copia de la base de datos - esto es útil si dentro del programa se eliminan observaciones de la base de datos. De hecho, la sentencia `restore` de la línea 45 recupera la copia almacenada de la base de datos. En las líneas 9 a 12 se eliminan las obser-

⁷⁰ En el apéndice al capítulo 2 se explica el significado de `r` (*resultado*) en el marco del comando `summarize`.

vaciones que no cumplen con la condición *if* especificada al invocar el programa `ratq51` - notar que dicha condición *if* es opcional por lo que puede no especificarse.⁷¹ Las líneas 14-17 se emplean para asignar a la macro local `wt` el nombre de la variable de ponderación especificada al invocar el programa, o el valor 1 en caso de no utilizar ponderadores. La línea 20 ordena la base de datos de forma creciente según la variable especificada al invocar el programa (es decir, el contenido de la macro local `varlist`). La línea 23 se utiliza para declarar las variables temporales `shrpopt` y `quintil`; así, si la base de datos contiene variables con los nombres `shrpopt` y/o `quintil` no se producirá un error. Nótese que cuando se hace referencia a una variable temporal, su nombre debe aparecer entre comillas simples, las mismas que se utilizan con las macros locales.⁷² El resto de las sentencias incluidas en el programa son similares a las presentadas en el bloque de código anterior. La principal diferencia radica en que aquí el cómputo se realiza sobre la variable cuyo nombre está contenido en la macro local `varlist`, la variable de ponderación en la macro local `wt`, y la condición *if* en la macro local `if`. Además, en este caso se utiliza un bucle para asignar quintiles de ingreso (ver líneas 29-33). Finalmente, cabe recalcar que las variables `shrpopt` y `quintil` son variables temporales; por lo tanto, no serán agregadas a la encuesta de hogares.

```

1 * ratq51.do
2
3 program define ratq51, rclass
4   syntax varlist(max=1) [if] [iweight]
5
6   quietly {
7
8     preserve
9     * touse = 1 -> observación si cumple if & !=.
10    * touse = 0 -> observation no cumple if | ==.
11    marksample touse
12    keep if `touse' == 1
13
14    local wt : word 2 of `exp'
15    if "`wt'"==" " {
16      local wt = 1
17    }
18
19    * ordenar por varlist
20    sort `varlist', stable
21
22    * variables temporales
23    tempvar shrpop quintil
24
25    * computar porcentaje acumulado población
26    gen `shrpopt' = sum(`wt')
27    replace `shrpopt' = `shrpopt' / `shrpopt'[_N]
28

```

⁷¹ En el capítulo 4 se brinda algo más de detalle respecto de la implementación de la condición *if* en un programa.

⁷² En realidad, el nombre de la variable temporal hace referencia a una macro local que contiene el verdadero nombre de la variable temporal; se trata de un nombre que solo Stata puede utilizar. Así, se evita que las variables temporales tengan el mismo nombre que una variable ya existente en la base de datos.

```

29  * identificar quintiles de `varlist'
30  gen `quintil' = .
31  forvalues i = 1(1)5 {
32    replace `quintil' = `i' if `shrpob' > (`i'-1)*0.2 & `shrpob' <= `i'*0.2
33  }
34
35  * ingreso promedio quintil 1
36  summ `varlist' [`weight'`exp'] if `quintil' ==1
37  local media_q1=r(mean)
38  * ingreso promedio quintil 5
39  summ `varlist' [`weight'`exp'] if `quintil' ==5
40  local media_q5=r(mean)
41
42  * mostrar resultado
43  local ratq51 = `media_q5'/'media_q1'
44
45  restore

```

Se deja como ejercicio para el lector replicar el cuadro 3.2, pero utilizando el programa `ratq51` en lugar del bloque de código presentado anteriormente. Adicionalmente, a fin de comprobar el funcionamiento del comando `syntax`, el lector puede agregar sentencias que muestren el contenido de las macros locales `varlist`, `weight`, `exp` e `if`.

El bloque de código a continuación permite identificar cuantiles de cualquier variable. En términos del programa `ratq51`, nos permite generar variables similares a `quintil` pero que pueden identificar quintiles, deciles, percentiles, etc. Como veremos, el programa `gcuan` se utiliza de manera intensiva en distintos capítulos del libro. Se deja como ejercicio para el lector descifrar el funcionamiento del programa. Ciertamente, los contenidos del apéndice I y del apéndice práctico del capítulo 4 serán de utilidad en esa tarea. Por lo pronto, cabe mencionar que, en este caso particular, no resulta práctico utilizar las sentencias `preserve-keep-restore` para considerar la condición *if*, debido a que nuestro objetivo es agregar a la base de datos una variable que indique el cuantil al que pertenece cada observación.

```

1  * ratq51.do
2
3  program define ratq51, rclass
4    syntax varlist(max=1) [if] [iweight]
5
6    quietly {
7
8      preserve
9      * touse = 1 -> observación si cumple if & !=.
10     * touse = 0 -> observation no cumple if | ==.
11     marksample touse
12     keep if `touse' == 1
13
14     local wt : word 2 of `exp'
15     if "`wt'"==" " {
16       local wt = 1
17     }
18
19     * ordenar por varlist
20     sort `varlist', stable
21
22     * variables temporales

```

```

23   tempvar shrpob quintil
24
25   * computar porcentaje acumulado población
26   gen `shrpob' = sum(`wt')
27   replace `shrpob' = `shrpob' / `shrpob'[_N]
28
29   * identificar quintiles de `varlist'
30   gen `quintil' = .
31   forvalues i = 1(1)5 {
32     replace `quintil' = `i' if `shrpob' > (`i'-1)*0.2 & `shrpob' <= `i'*0.2
33   }
34
35   * ingreso promedio quintil 1
36   summ `varlist' [`weight'`exp'] if `quintil' ==1
37   local media_q1=r(mean)
38   * ingreso promedio quintil 5
39   summ `varlist' [`weight'`exp'] if `quintil' ==5
40   local media_q5=r(mean)
41
42   * mostrar resultado
43   local ratq51 = `media_q5' / `media_q1'
44
45   restore
46 }
47
48 display as text "media quintil 5 `varlist' / media quintil 1 `varlist' = " ///
49   as result `ratq51'
50
51 return scalar ratq51 = `ratq51'
52
53 end

```

A modo de ejemplo, si desea generarse la variable `quintil` para identificar a qué quintil de `ipcf` pertenece cada observación, puede ejecutarse la línea

```

. gcuan ipcf [w=pondera], n(5) g(quintil)
(importance weights assumed)

```

quintil	Summary of ingreso per capita			
	Mean	Std. Dev.	Freq.	Obs.
1	44.704461	27.8192	1992559	1992559
2	156.75712	33.171521	1994461	1994461
3	277.20735	41.995017	1993555	1993555
4	498.8373	92.16029	1992941	1992941
5	1604.412	1910.641	1995298	1995298
Total	516.5894	1025.6153	9968814	9968814

donde puede observarse que el programa `gcuan` muestra, solo a título informativo, algunas estadísticas a partir de la variable generada.

Tamaño de los hogares

El código siguiente puede utilizarse para computar las estadísticas sobre proporción de hogares unipersonales y multipersonales presentadas en el cuadro 3.4 del texto. La línea 4 ordena la base de datos por hogar (variable `id`), ubicando en la primera observación de cada hogar al jefe de hogar - la variable `jefe` es igual a 1 para los individuos que son jefes de

hogar; el comando `gsort`, a diferencia del comando `sort`, permite ordenar observaciones de mayor a menor. En la línea 5 se “marca” una única observación en cada hogar (ver variable `hh`). Es decir, la variable `hh` vale 1 para una única observación de cada hogar y cero para las demás. Luego, la variable `hh` se utiliza para computar el número de hogares en cada categoría de tamaño (líneas 7-14). El comando `tabulate` presenta la proporción de hogares en cada categoría de tamaño.

```
1 * cap3-tamano-hhd.do
2
3 * identificar una observación por hogar
4 gsort id -jefe
5 egen hh = tag(id)
6
7 gen tamano = .
8 replace tamano = 1 if miembros == 1 & hh==1
9 replace tamano = 2 if miembros == 2 & hh==1
10 replace tamano = 3 if miembros == 3 & hh==1
11 replace tamano = 4 if miembros == 4 & hh==1
12 replace tamano = 5 if miembros == 5 & hh==1
13 replace tamano = 6 if miembros >= 6 & hh==1
14 tabulate tamano [w=pondera]
```

La distribución intrahogar

El fragmento de código siguiente puede utilizarse para generar resultados similares a los presentados en el cuadro 3.7 del texto, que muestra cómo se modifica la desigualdad calculada a través del cociente de deciles extremos cuando cambia la distribución del ingreso hacia el interior del hogar. Cabe recordar que la distribución del ingreso intrahogar se modifica mediante un impuesto proporcional al ingreso per cápita familiar combinado con un subsidio que solo recibe el jefe de hogar. En la implementación, utilizamos quintiles en lugar de deciles ingreso.

La línea 4 ordena las observaciones según su código de hogar (ver variable `id`), manteniendo el orden original para los miembros de un mismo hogar. El valor de la tasa impositiva (10%) que enfrentan todos los miembros del hogar se almacena en la macro local `ty` (ver línea 7). La línea 13 se utiliza para computar la recaudación tributaria por hogar; para cada hogar se suma la variable `impuesto`, almacenando el resultado en la variable `subsidio`. El total recaudado lo recibe el jefe de hogar (línea 16). Por último, el ingreso luego de impuestos y subsidios se computa en la línea 19 (ver variable `ipcf_star`). Por construcción, este esquema de impuestos y subsidios altera la distribución del ingreso intrahogar. Las líneas de código restante se emplean para computar el cociente del ingreso promedio de los quintiles 5 y 1 como indicador de desigualdad; el código utiliza el programa `ratq51` presentado con anterioridad.

```

1 cap3-intrahogar.do
2
3 * ordenar por id
4 sort id, stable
5
6 * tasa del impuesto
7 local ty = 0.1
8
9 * impuesto al ipcf
10 gen impuesto = ipcf * `ty'
11
12 * recaudación impuesto total por hogar
13 by id: egen subsidio = sum(impuesto)
14
15 * subsidio solo lo recibe el jefe de hogar
16 replace subsidio = 0 if jefe !=1
17
18 * nuevo ipcf
19 gen ipcf_star = ipcf - impuesto + subsidio
20
21 * computar cociente quintil 5 / quintil 1
22 ratq5l ipcf_star [w=pondera] if ipcf>0

```

Empleo de ponderadores

El bloque de código que sigue puede utilizarse para construir un cuadro como el 3.9 del texto, que muestra la relación entre el ingreso per cápita familiar y el valor de la variable de ponderación. La línea 7 genera la variable `shrobs`, que contiene el porcentaje acumulado de observaciones. Como las observaciones fueron ordenadas según su `ipcf`, la última observación (la número `_N`) se refiere al individuo más rico de la encuesta. Cabe recordar que `_n` contiene el número de observación que corresponde a cada fila de la encuesta; por su parte, `_N` indica el número de observaciones de la base de datos.⁷³ Las líneas 9 a 15 generan la variable `quintil` que vale 1 para el 20% más pobre de la población, 2 para el 20% siguiente, y así sucesivamente; notar que, a diferencia de los cálculos anteriores, aquí incluimos a los individuos con `ipcf=0` al generar los quintiles de `ipcf`. Por último, la línea 17 computa el ingreso promedio y el factor de expansión promedio para cada quintil de `ipcf`.

```

1 * cap3-ponderadores-ing.do
2
3 * ordenar por ipcf
4 sort ipcf, stable
5
6 * computar porcentaje acumulado observaciones
7 gen shrobs = _n/_N
8
9 * identificar quintiles de ipcf
10 gen quintil = .
11 replace quintil = 1 if shrobs <= 0.2
12 replace quintil = 2 if shrobs > 0.2 & shrobs <= 0.4
13 replace quintil = 3 if shrobs > 0.4 & shrobs <= 0.6
14 replace quintil = 4 if shrobs > 0.6 & shrobs <= 0.8
15 replace quintil = 5 if shrobs > 0.8 & shrobs <= 1
16
17 table quintil, c(mean ipcf mean pondera)

```

⁷³ En la terminología de Stata, `_n` y `_N` son variables del sistema creadas y actualizadas por Stata de manera automática.

El bloque de código siguiente calcula las tasas de pobreza con ponderadores para el total del país y para cada una de las regiones de México en 2006 (ver cuadro 3.10 del texto). En la línea 4 se asigna a la macro local `lp` el valor de la línea de pobreza de USD 2.5 por día. En las líneas 6-8 se genera la variable `pobre` que vale 1 para los individuos pobres (es decir, `ipcf < `lp'`) y cero para el resto. En las líneas 10-12 se calcula la tasa de incidencia de la pobreza como el cociente entre la suma de los ponderadores de los individuos identificados como pobres y la suma de los ponderadores de toda la encuesta; es decir, la población de referencia. Las líneas 25-28 realizan el mismo cálculo para cada una de las ocho regiones que se identifican en la encuesta mexicana (véase la condición *if* en la línea 26). La sentencia

```
forvalues i = 1(1)8 {
  ...
}
```

repite 8 veces los comandos contenidos entre las llaves; la macro local `i` va desde 1 hasta 8 a intervalos de 1.⁷⁴ Para repetir el ejercicio, pero omitiendo los ponderadores, la forma más sencilla de hacerlo es agregar, al inicio, una línea de código que reemplace por uno el valor de la variable `pondera` para todas las observaciones; es decir, `replace pondera=1`.

```
1 * cap3-ponderadores-p0-mex.do
2
3 * línea de pobreza us$ 2.5 México 2006
4 local lp = 633.90918
5
6 * identificar individuos pobres
7 gen pobre = 1 if ipcf < `lp'
8 replace pobre = 0 if pobre!=1
9
10 * total país
11 summ pobre [w=pondera]
12 display 100*r(sum)/r(sum_w)
13
14 /*
15 región
16 1 = Noroeste
17 2 = Norte
18 3 = Noreste
19 4 = Centro-Occidente
20 5 = Centro-Este
21 6 = Sur
22 7 = Oriente
23 8 = Península de Yucatán
24 */
25 forvalues i = 1(1)8 {
26   summ pobre [w=pondera] if region==`i'
27   display "H = " 100*r(sum)/r(sum_w)
28 }
```

⁷⁴En el apéndice I del libro se explica con algo más de detalle cómo pueden codificarse bucles en Stata.

Diseño muestral

En este apartado se muestra cómo puede considerarse la estructura muestral al momento de computar un indicador relativamente sencillo; ver cuadro 3.11 del texto del capítulo. A modo de ejemplo, se emplea la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM) de Costa Rica para el año 2006 para calcular la proporción de trabajadores empleados en las industrias alimenticia y textil. En esta aplicación, utilizaremos las sentencias de Stata agrupadas en la categoría “*survey*”, que permiten realizar estimaciones teniendo en cuenta el diseño muestral. En términos generales, se trata de comandos a los que se antepone el prefijo *svy*.

En primer lugar, se generan quintiles de ingreso laboral (ver variable *ila*) para los individuos ocupados y que declaran sector de empleo, empleando nuestro comando *gcu* (ver líneas 3-4). Las líneas 6-8 generan la variable *lowtec* que vale 1 para los individuos empleados en las industrias alimenticia y textil (variable *sector=2*), 0 para los trabajadores empleados en otros sectores, y *missing* para quienes no tienen asignado un quintil de ingreso laboral.⁷⁵ Como se discutió en el capítulo, la estratificación de la EHPM de Costa Rica emplea dos criterios: región y zona urbana o rural. Por lo tanto, es necesario crear la variable de estratificación que permita identificar a cuál de los estratos pertenece cada observación de la encuesta (ver línea 10). La sentencia *egen* (*extensions to generate*) extiende el comando *generate* en varias direcciones, según qué función se utilice a la derecha del signo igual. En nuestro caso, la función *group* genera una nueva variable (*estrato* en el ejemplo) que identifica con un número a cada uno de los “grupos” diferentes en que puede dividirse la base de datos al combinar las variables que recibe como argumento. El primero de los grupos recibe el número 1, el segundo grupo recibe el número 2, y así sucesivamente.⁷⁶

En primer lugar, se ignora por completo el diseño muestral (ver líneas 13-18). Así, se utiliza el comando *ci* sin ponderadores para computar intervalos de confianza para la proporción de individuos con *lowtec=1* en cada quintil de *ila*. El resto del código emplea los comandos tipo “*survey*” para realizar el mismo cálculo. En segundo lugar, solo se consideran los factores de expansión o ponderadores (ver líneas 20-23). La línea 21 indica que el diseño muestral está definido únicamente por la existencia de ponderadores, contenidos en la variable *pondera*. Luego, la línea 22 computa el promedio de la variable *lowtec* teniendo en cuenta el diseño muestral; para ello, se antepone el prefijo *svy*: al comando *mean*. En tercer lugar, se consideran los ponderadores junto con la estratificación de la muestra (ver líneas 25-28). Finalmente, se incorpora la estructura de *clusters* (ver líneas 30-33). La variable

⁷⁵ La variable *sector* fue generada a partir de información contenida en la encuesta original.

⁷⁶ El comando *egen* permite realizar gran cantidad de operaciones diferentes. Por lo tanto, se recomienda al lector revisar la entrada correspondiente en el manual de Stata.

consecu, contenida en la encuesta original, indica a qué segmento censal pertenece cada observación. En los últimos tres casos, se computa el efecto del diseño muestral sobre las estimaciones de varianza; para ello, se emplea el comando `estat effects`.⁷⁷

```
1 * cap3-ej-marco-muestral.do
2
3 * generar quintil de ingreso laboral
4 gcuant ila [w=pondera] if ocupado==1 & sector!=., n(5) g(quintil_ila)
5
6 * lowtec=1 si empleado en industrias de baja tecnología
7 gen lowtec = 1 if sector==2 & quintil_ila !=.
8 replace lowtec = 0 if sector!=2 & quintil_ila !=.
9
10 * generar variable para indicar estrato
11 egen estrato = group(region urbano)
12
13 * 1. sin considerar el diseño muestral
14 ci lowtec if quintil_ila==1
15 ci lowtec if quintil_ila==2
16 ci lowtec if quintil_ila==3
17 ci lowtec if quintil_ila==4
18 ci lowtec if quintil_ila==5
19
20 * 2. considerando solo factores de expansión
21 svyset [pw=pondera]
22 svy: mean lowtec, over(quintil_ila)
23 estat effects
24
25 * 3. considerando factores de expansión y estratificación
26 svyset [pw=pondera], strata(estrato)
27 svy: mean lowtec, over(quintil_ila)
28 estat effects
29
30 * 4. considerando factores de expansión, estratificación y "clustering"
31 svyset consecu [pw=pondera], strata(estrato)
32 svy: mean lowtec, over(quintil_ila)
33 estat effects
```

Fuentes de ingreso

El bloque de código a continuación muestra cómo computar la importancia que tiene cada fuente de ingresos identificada en las encuestas de hogares (ver cuadro 3.13), a saber: laboral (variable `ila`), jubilaciones (`ijubi`), capital (`icap`), transferencias (`itrans`), y otros (`ionl`). El código no presenta mayor dificultad; luego de cada sentencia `summarize` se utiliza una macro local para almacenar la suma de cada variable de ingreso. Al finalizar (ver líneas 22-27), se muestran los resultados con el comando `display` utilizando la opción `_newline` para que la participación en el ingreso total de cada fuente de ingreso aparezca en una fila diferente, a fin de facilitar la lectura.

⁷⁷ En el cuerpo del capítulo se explica cómo debe interpretarse dicho efecto.

```

1 * cap3-fuentes-ing.do
2
3 summ ila [w=pondera]
4 local ila = r(sum)
5
6 summ ijubi [w=pondera]
7 local ijubi = r(sum)
8
9 summ icap [w=pondera]
10 local icap = r(sum)
11
12 summ itran [w=pondera]
13 local itran = r(sum)
14
15 summ ionl [w=pondera]
16 local ionl = r(sum)
17
18 egen itot = rsum(ila ijubi icap itran ionl)
19 summ itot [w=pondera]
20 local itot = r(sum)
21
22 display      "shr% laboral      = " 100*`ila'/'`itot'  ///
23  _newline    "shr% jubilacion  = " 100*`ijubi'/'`itot'  ///
24  _newline    "shr% capital     = " 100*`icap'/'`itot'  ///
25  _newline    "shr% transferencia = " 100*`itran'/'`itot'  ///
26  _newline    "shr% otros       = " 100*`ionl'/'`itot'  ///
27  _newline    "shr% total       = " 100*(`ila'+`ijubi'+`icap'+`itran'+`ionl')/'`itot'

```


CAPÍTULO 4

POBREZA MONETARIA

Índice del Capítulo 4

- 4.1. Introducción
- 4.2. Identificación
- 4.3. Las líneas de pobreza en la práctica
- 4.4. Pobreza relativa, potencial y de activos
- 4.5. Agregación
- 4.6. Robustez y significatividad
- 4.7. Descomposiciones
- 4.8. Problemas de medición
- 4.9. Pobreza monetaria en América Latina
- Apéndice: En la práctica

4.1. Introducción

El término *pobreza* hace referencia a *carencia o privación*. En su concepción más extendida, pobreza es la incapacidad de una persona para alcanzar un mínimo nivel de vida. La pobreza constituye uno de los problemas más importantes en todo el mundo y su eliminación debería ser uno de los objetivos prioritarios de toda sociedad. Los Objetivos de Desarrollo del Milenio aprobados por las Naciones Unidas en 1990 fijan como meta número uno la reducción de la pobreza a la mitad.¹ Esta declaración refleja, al menos en el discurso, el lugar central que ocupa la preocupación por la pobreza en la comunidad internacional, aun por sobre otros problemas sociales como la desigualdad o el desempleo.

La consideración de la pobreza como un mal social es generalizada. Pensadores de corrientes antagónicas como Adam Smith y Karl Marx compartieron la visión de la pobreza como un grave problema social a combatir, aunque difirieron en la identificación de las causas que determinan las carencias materiales y en las políticas que contribuyen a eliminarlas. En la actualidad, las manifestaciones públicas de políticos y analistas, y los resultados de todas las encuestas de opinión coinciden en señalar a la pobreza como uno de los principales problemas sociales.

Estudiar pobreza no solo es importante por tratarse de un fenómeno preocupante *per se*, sino también por sus potenciales consecuencias sobre otras variables económicas y sociales relevantes. La pobreza puede condicionar seriamente la posibilidad de acumular capital humano y otros factores productivos, y en consecuencia, afectar negativamente las perspectivas de crecimiento económico. Las situaciones de privaciones materiales generalizadas pueden facilitar el surgimiento de problemas de salud pública, inseguridad e incluso inestabilidad democrática.

La preocupación por la pobreza se manifiesta en la proliferación de estimaciones de su magnitud por parte de Gobiernos nacionales, organismos internacionales y centros académicos. La discusión sobre la magnitud de la pobreza ocupa a menudo un lugar central en la arena política, la prensa y la opinión pública. Mientras que los Gobiernos de casi todos los países de América Latina tienen un sistema oficial de cálculo y monitoreo permanente de indicadores de pobreza, pocos son los que publican estadísticas periódicas sobre otras dimensiones distributivas, como la desigualdad, la movilidad o la polarización.

Si bien el concepto general de pobreza como privación es intuitivo, acordar una definición precisa resulta problemático. En su acepción más extendida, pobreza es el estado en que se encuentran aquellas personas cuyo nivel de vida no supera un umbral, usualmente cono-

¹ Los Objetivos de Desarrollo del Milenio pretenden que en cada país la tasa de pobreza en 2015 no supere la mitad del valor registrado en 1990. Ver <www.un.org/millenniumgoals>.

cido como *línea de pobreza*. Esta definición, sin embargo, es demasiado ambigua. En primer lugar, ¿cómo medir el nivel de vida de una persona? En este capítulo restringimos el análisis a mediciones unidimensionales y monetarias del nivel de vida, típicamente a través del ingreso o consumo. Este capítulo está dedicado entonces a la *pobreza monetaria*. Extensiones a otras dimensiones son tratadas en el capítulo 5 del libro.

Aun en este contexto acotado la definición de pobreza no es sencilla: ¿cómo determinar el umbral monetario que permite identificar a las personas pobres del resto de la población? La sección 4.2 de este capítulo aborda este punto crítico, al discutir el concepto e implementación de la línea de pobreza. Por su parte, en la sección 4.3 se reportan distintas metodologías aplicadas por organismos internacionales y Gobiernos de América Latina para fijar esta línea en la práctica.

La sección 4.4 trata dos visiones de la pobreza alternativas a la tradicional: la relativa, según la cual la línea de pobreza no debe ser un valor fijo, sino que debe depender del estado general de prosperidad de una sociedad, y la potencial, según la cual lo relevante no es el estado efectivo de privación, sino el posible de alcanzar si el individuo toma ciertas decisiones.

Una vez que se identifica a las personas pobres, el siguiente paso consiste en obtener medidas del grado de privaciones mediante algún índice. El problema de la agregación es discutido en la sección 4.5, donde se presentan y analizan un conjunto de indicadores de uso frecuente en la academia y en la práctica. La sección 4.6, por su parte, discute condiciones bajo las cuales las evaluaciones de pobreza coinciden, independientemente del indicador o línea utilizados, y provee los instrumentos para evaluar la significatividad estadística de las estimaciones de pobreza.

Uno de los instrumentos analíticos más extendidos en el análisis de la pobreza es el de las descomposiciones. La descomposición de un indicador permite cuantificar la contribución de cada grupo (por ejemplo, de cada región geográfica) al nivel total de privaciones. La sección 4.7 presenta esta metodología y la ilustra con algunos ejemplos simples.

Las evaluaciones de pobreza dependen de la variable elegida para definir carencias. En la sección 4.8 se discute el impacto sobre el cálculo de la pobreza de un conjunto de decisiones metodológicas referidas a la medición de la variable utilizada en la práctica.

Si bien en varias secciones se reporta evidencia empírica para los países de América Latina, es en la sección 4.9 donde se presenta una evaluación general de los niveles, patrones y evolución de la pobreza monetaria en la región.

Como en todo el libro, el capítulo incluye un apéndice con explicaciones prácticas de cómo implementar en Stata los instrumentos y resultados presentados.

4.2. Identificación

La medición de la pobreza exige resolver dos problemas: el de la identificación y el de la agregación (Sen, 1976). El primero requiere definir un criterio que permita clasificar inequívocamente a cada persona como pobre o como no pobre. Una vez identificado el conjunto de la población pobre, el segundo paso consiste en obtener un indicador que resuma el *grado* de pobreza.

Entre los dos problemas mencionados, el de la identificación resulta ser el más difícil de resolver conceptualmente. Para ello es necesario fijar un criterio por el cual el conjunto total de la población –al que llamaremos \mathfrak{S} – puede ser dividido en dos conjuntos disjuntos: el de las personas pobres (\mathfrak{S}_p) y el de las no pobres (\mathfrak{S}_{NP}). La identificación exige ante todo especificar el *espacio* en el que se define pobreza. Pobreza es carencia, pero ¿carencia de qué?

Es ampliamente reconocido en la literatura económica y social que las carencias de una persona se manifiestan en múltiples dimensiones: escasez de recursos económicos, baja esperanza de vida, problemas de salud, deficiencias educativas, insatisfacción personal, dificultades para la integración social y otras. La pobreza es ciertamente un fenómeno multidimensional. Desafortunadamente, la ampliación del espacio vuelve al problema de la identificación muy complejo, tanto en términos conceptuales como prácticos. El capítulo siguiente examina estos problemas y posibles soluciones. En este capítulo, por simplicidad, suponemos que es posible resumir el nivel de vida en una sola variable monetaria x , como el ingreso o el consumo. En este caso, se dice que una persona i es pobre si su nivel de vida aproximado por x_i no alcanza un determinado umbral o línea de pobreza (LP), a la que usualmente se la denota con z .

$$\begin{aligned}i \in \mathfrak{S}_p & \text{ si y solo si } x_i < z \\i \in \mathfrak{S}_{NP} & \text{ si y solo si } x_i \geq z\end{aligned}$$

En este caso simplificado el problema de identificación se reduce a fijar la línea de pobreza z .

4.2.1. La línea de pobreza

Por simplicidad, supongamos inicialmente un mundo de gente adulta que vive sola, enfrenta precios semejantes y no ahorra, con lo que no hay distinción entre ingreso y consumo. Comencemos por el típico análisis de teoría económica que define a la línea de pobreza z como el costo monetario de alcanzar un nivel de utilidad de referencia. Formalmente,

$$(4.1) \quad z = e(p, u_z)$$

donde u_z es el nivel de utilidad requerido para no ser considerado pobre y $e(p, u)$ es la función indirecta de gasto que indica el mínimo costo necesario para alcanzar un nivel de utilidad u a los precios p .² En la práctica, para llegar al valor de z es necesario fijar u_z y estimar la función indirecta de gasto $e(\cdot)$. Desafortunadamente, pocas son las perspectivas de alcanzar con éxito cualquiera de esos dos objetivos. Primero, la fijación del nivel umbral u_z está plagado de problemas normativos, sin mencionar el de la unidad de medida. Adicionalmente, la elección de un u_z arbitrario no es inocua, ya que termina afectando tanto la medición como la caracterización de la pobreza. Segundo, aun cuando fijemos u_z , la literatura económica muestra que no es posible identificar la función de gasto $e(\cdot)$ a partir de la información típicamente disponible en la realidad, como los patrones de demanda de bienes, si es que los hogares difieren en gustos y características (Deaton y Muellbauer, 1980). En consecuencia, siendo la fijación de u_z un problema demasiado ambiguo y la estimación de $e(\cdot)$ un problema de difícil solución empírica, el camino hacia la implementación de z que recomienda la teoría económica parece intransitable. En la práctica se han seguido otros caminos, menos consistentes teóricamente y por ende más sujetos a críticas, pero más factibles de implementar.

La alternativa más popular es vincular a la línea de pobreza con el ingreso que asegure la posibilidad de consumir los alimentos necesarios para alcanzar requerimientos mínimos de energía. Es común denominar a la carencia relacionada con este requerimiento como *pobreza extrema* o *indigencia*. Típicamente, el umbral requerido proviene de estudios nutricionales que vinculan el consumo de calorías de una persona con su capacidad de realizar actividades físicas.³ Nótese que mientras que en el enfoque teórico anterior el problema era fijar u_z y trasladar ese valor a una variable monetaria vía la función indirecta de gasto $e(\cdot)$, en este enfoque el problema es fijar un requerimiento mínimo de energía alimentaria y encontrar la variable monetaria (ingreso o consumo) que permita alcanzarlo. ¿Dónde fijar ese umbral mínimo?

Un criterio extremo sería fijar el requerimiento energético en el “mínimo que una persona necesita para sobrevivir”. Sin embargo, tomado literalmente este criterio de *subsistencia* es ineficaz, ya que por definición no existen personas que consuman menos alimentos que lo necesario para sobrevivir: la pobreza efectiva en este caso sería cero.

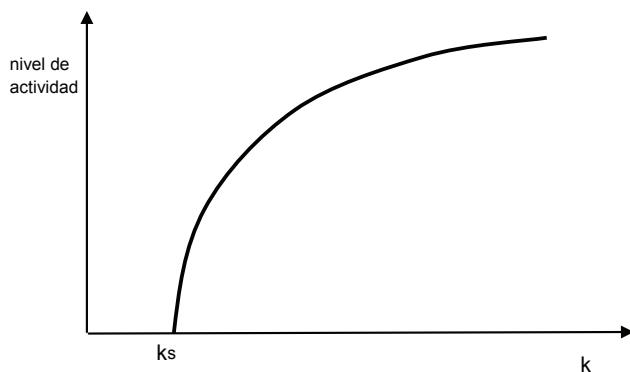
² Las funciones de gasto y sus propiedades son explicadas en Deaton y Muellbauer (1980) y en cualquier manual intermedio de microeconomía.

³ Si bien se asume que una alimentación con un aporte energético adecuado provee las proteínas necesarias, esto no necesariamente se cumple en la práctica, ya que el mayor número de calorías puede provenir de hidratos de carbono y grasas. Asimismo, pese a un consumo adecuado de calorías, puede haber escasez de micronutrientes (vitaminas y minerales), lo que podría afectar severamente el estado de salud de las personas.

Ahora bien, si queremos fijar el requerimiento de energía por encima de ese mínimo de subsistencia nos topamos con el problema fundamental de la identificación: la elección del umbral no puede hacerse mediante ninguna regla objetiva única. Si bien existe una relación creciente entre la capacidad de una persona de realizar actividades físicas y su consumo de energía alimentaria, no existe ninguna discontinuidad en esa función que permita justificar la fijación de un umbral único inobjetable. En el estudio más comprehensivo sobre el tema –FAO (2004)– se define al requerimiento energético mínimo como la “cantidad de energía alimentaria necesaria para balancear el gasto de energía de forma de mantener el tamaño y composición del cuerpo, y un nivel necesario y deseable de actividad física consistente con una buena salud en el largo plazo”. La ineludible ambigüedad de la definición se traduce en la necesidad de tomar decisiones arbitrarias acerca de lo que se entiende por nivel “deseable” de actividad física, o “buena salud en el largo plazo”. La fijación de la línea de pobreza depende entonces de juicios normativos acerca de los niveles de actividad que se consideran “mínimos deseables”.⁴

La figura 4.1 muestra una típica relación entre el consumo de calorías k (como indicador de energía alimentaria) y el nivel de actividad física que una persona puede llevar a cabo consistente con una buena salud en el largo plazo.⁵ El único punto donde se produce una discontinuidad es en k_s , la llamada *tasa metabólica basal* asociada a un consumo de energía alimentaria apenas suficiente para mantener las funciones del cuerpo en situación de reposo. En ningún otro punto se produce una discontinuidad, por lo que el concepto de requerimiento *mínimo* de energía se vuelve vacío.

Figura 4.1
Relación entre nivel de actividad física y consumo de calorías k



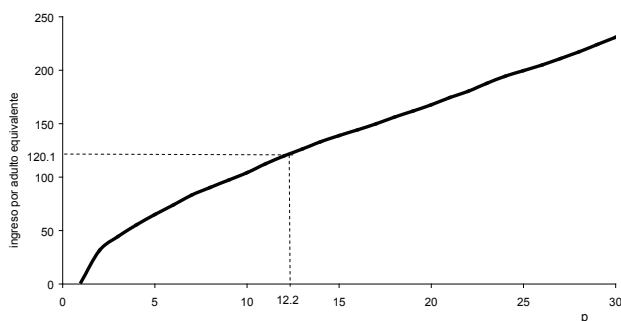
⁴ Ver las discusiones sobre este punto en Osmani (1992). Deaton (2006) afirma que las “líneas de pobreza son construcciones tan políticas como científicas”.

⁵ Ver FAO (2004) para detalles sobre el cálculo de estas relaciones.

Un ejemplo concreto puede servir para aclarar este punto. En Argentina el cálculo de pobreza extrema se basa en estimaciones según las cuales el umbral de energía alimentaria para un hombre adulto es de 2700 kilocalorías diarias (Morales, 1988). Ahora bien, un adulto en ese país no está físicamente pleno consumiendo 2701 kilocalorías, e incapacitado si consume 2699 kilocalorías. Dada esta realidad, es entonces difícil justificar que el umbral se fije en 2700 kilocalorías, en lugar de algún otro valor cercano.⁶

La figura 4.2 muestra la curva de Pen (introducida en el capítulo 2) del ingreso familiar por adulto equivalente en la Argentina urbana de 2005 para el 40% más pobre de la población. El requerimiento de 2700 kilocalorías por hombre adulto implica un umbral mínimo de ingreso, o línea de pobreza extrema, de 120.1 pesos argentinos mensuales por adulto equivalente: esa es la estimación por parte del Instituto de Estadística local (INDEC) del ingreso necesario para comprar una canasta de alimentos que provee el requerimiento calórico indispensable. La figura 4.2 muestra que el umbral de ingresos de 120.1 pesos implica una tasa de pobreza extrema (o indigencia) de 12.2% de la población argentina urbana. Nótese, sin embargo, que la curva de Pen no presenta un salto discreto alrededor de 120.1 pesos. De hecho, hay personas con un ingreso de 119.5 pesos, y otras de 120.5 pesos. Es claro que para estas personas contar con 50 centavos más o menos por mes (menos de medio punto porcentual de diferencia con la LP) no implica un cambio fundamental que permita clasificarlas de manera no ambigua a unas en indigentes, y a otras a salvo de la pobreza extrema. Es la necesidad de fijar un umbral para resolver el problema fundamental de la identificación lo que provoca este tipo de ineludibles arbitrariedades.

Figura 4.2
Curva de Pen
Argentina urbana, 2005
Ingreso por adulto equivalente



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la EPH.

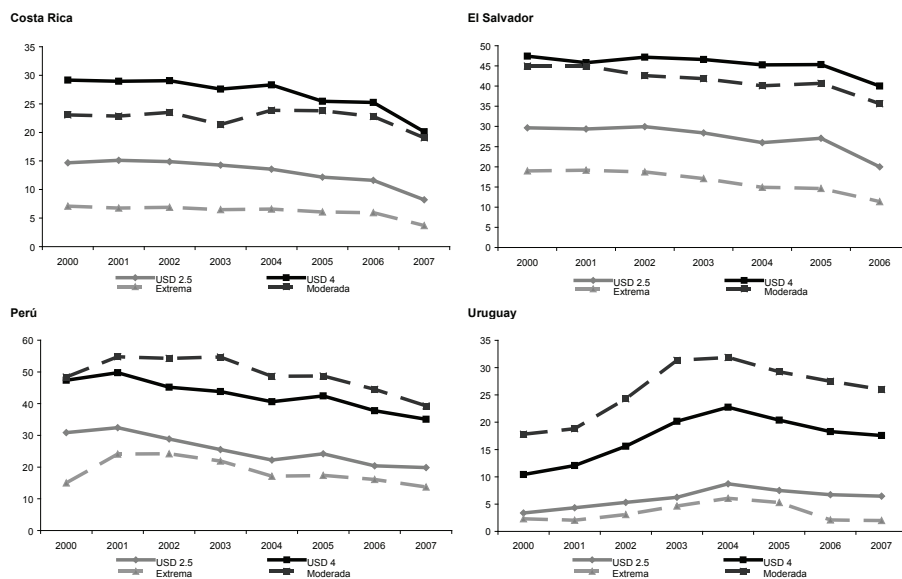
⁶ De hecho, en otros países latinoamericanos el umbral de kilocalorías diarias por hombre adulto usado como referencia para construir la línea de pobreza extrema es diferente a 2700. La FAO adopta valores menores (ver próxima sección).

La discusión anterior tiene un corolario importante. Si la LP es en cierta forma elegida de manera arbitraria, entonces el valor resultante en la medición del grado de pobreza hereda esa arbitrariedad inicial. Volviendo al ejemplo argentino, si se hubiera decidido fijar el requerimiento en 2800 kilocalorías (una elección tan razonable como 2700), el valor de la indigencia en 2005 no hubiera sido 12.2%, sino cerca de 15%. Afirmar categóricamente que “el 12.2% de los argentinos es indigente” es un buen título para la prensa, pero no responde a un fenómeno objetivo: la indigencia puede ser mayor o menor dependiendo de la LP escogida inicialmente.

De los argumentos anteriores se desprende la sugerencia de no asignar una atención exagerada a los números específicos sobre el nivel de la pobreza. Es sí muy importante dejar en claro cuál es la metodología acordada y seguirla consistentemente en el tiempo para evaluar si la pobreza, definida de una manera específica, aumenta o disminuye, o es mayor o menor en ciertas regiones, o si difiere entre grupos.

La discusión anterior también sugiere la relevancia de acompañar toda estimación de pobreza con un análisis de robustez: es aconsejable que se reporten los valores y cambios de la pobreza utilizando líneas alternativas. La figura 4.3 muestra la evolución de la pobreza en cuatro países latinoamericanos en el período 2000-2007, utilizando cuatro líneas de pobreza alternativas a discutir en la próxima sección. Las evaluaciones de los cambios en la pobreza son en general robustas a cambios en la línea de pobreza, aunque no en todos los países y todos los años. La discusión sobre robustez se amplía en la sección 4.6, al introducir el concepto de dominancia distributiva y significatividad estadística.

Figura 4.3
Tasa de pobreza en Costa Rica, El Salvador, Perú y Uruguay
Líneas alternativas



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Líneas de pobreza internacionales de 2.5 y 4 dólares por día a paridad de poder de compra (PPA), y líneas de pobreza oficiales extrema y moderada de cada país.

El concepto de pobreza es binario: una persona es pobre o no pobre; pertenece al conjunto \mathcal{S}_P o al conjunto \mathcal{S}_{NP} . Ese carácter binario puede inducir percepciones demasiado esquematizadas de la realidad. En algunos casos las personas cruzan la línea de la pobreza experimentando pequeños cambios en sus ingresos, que no modifican bruscamente sus hábitos alimenticios, ni de otro tipo. Si se les preguntara, difícilmente esas personas cuyos ingresos se alteran marginalmente reporten un cambio tan drástico en su estatus social, como el que refleja el paso entre las categorías de pobre y no pobre.

Los argumentos anteriores sugieren la inexistencia de criterios indiscutibles que permitan separar a la población en pobres y no pobres: el problema de la identificación no tiene una solución objetiva inequívoca. ¿Debemos entonces abandonar el estudio de un fenómeno al cual no podemos identificar claramente? Quienes estudian pobreza reconocen este problema fundamental, pero sostienen que de cualquier modo es útil metodológicamente poner el foco del análisis solo en los sectores con más privaciones de la población, aun cuando sea imposible establecer una identificación precisa de ese grupo. La arbitrariedad en la definición es un precio que debe pagarse para utilizar un concepto que ha probado ser intuitivamente atrayente, socialmente relevante, globalmente aceptado y útil para las discusiones de política.

4.3. Las líneas de pobreza en la práctica

En la sección anterior se concluye que si bien el problema de la identificación no tiene una solución objetiva, por diversas razones es útil definir una línea de pobreza y concentrar el análisis en aquellas personas por debajo de ese umbral. ¿Cómo se fijan las líneas de pobreza en la práctica? ¿Cómo se lo hace en América Latina? Esta sección aborda esas preguntas instrumentales.

En primer lugar, todos los países latinoamericanos distinguen entre la línea de pobreza extrema (z_e) y la línea de pobreza moderada (z_m).⁷ La primera, conocida también como línea de indigencia o línea de pobreza alimentaria, refleja los requerimientos de energía alimentaria, mientras que la segunda se extiende a las necesidades sobre otros bienes y servicios.

Existen dos criterios para determinar la línea de indigencia z_e en la práctica: el método de la curva de Engel de calorías y el de la canasta básica alimentaria (CBA). Ambos métodos están basados en la fijación previa de un umbral de energía alimentaria expresado usualmente en kilocalorías por día por persona, al que llamaremos k_m . Existen países que basan el cálculo de la pobreza en estudios nutricionales propios, como el caso mencionado de Argentina. Otros toman los valores de k_m calculados por organismos internacionales como la FAO (*Food and Agriculture Organization* de Naciones Unidas) y la OMS (Organización Mundial de la Salud) en sus estudios sobre desnutrición. FAO, por ejemplo, usa 2100 kilocalorías por día como el umbral para estimar desnutrición. Los valores k_m difieren según género y edad, y por niveles de actividad física: típicamente, los requerimientos son menores para las mujeres, los niños y quienes realizan actividades sedentarias.⁸ El cuadro 4.1 muestra los valores promedio por país calculados en FAO (2008). Nótese cómo los promedios son algo inferiores en países con una pirámide poblacional más joven, como Guatemala, Honduras y Bolivia.

⁷ En algunos casos la distinción es aún más detallada. México, por ejemplo, utiliza tres líneas basadas en necesidades alimentarias, capacidades y patrimonio.

⁸ El género y la edad, relevados en encuestas y censos, sirven de *proxies* para variables relevantes de las necesidades calóricas como el peso y la altura.

Cuadro 4.1
Requerimientos de energía alimentaria promedio por país
en kilocalorías por persona por día

País	kcal/persona día	País	kcal/persona día
Argentina	1890	Guatemala	1690
Bolivia	1730	Honduras	1720
Brasil	1850	México	1850
Chile	1880	Nicaragua	1770
Colombia	1790	Panamá	1790
Costa Rica	1880	Paraguay	1810
Dominicana R.	1840	Perú	1780
Ecuador	1770	Uruguay	1870
El Salvador	1760	Venezuela	1830

Fuente: FAO (2008).

Los valores del cuadro 4.1 tienden a ser inferiores a los escogidos en aquellos países latinoamericanos donde se realizaron estudios específicos y los usados por CEPAL.⁹ En una encuesta de metodologías oficiales de cálculo de la pobreza UNSD (2005) reporta niveles de k_m entre 2000 y 3000 kcal por persona por día.

Supongamos que calculamos k_m o la obtenemos de alguna fuente de las mencionadas arriba. La siguiente sección explica dos procedimientos alternativos para pasar del umbral k_m a la línea de indigencia z_c .

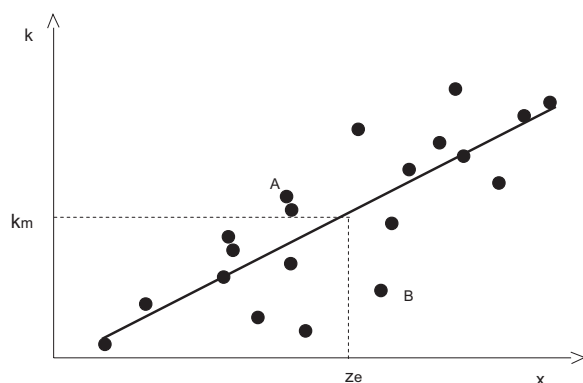
4.3.1. Método de Engel

Este criterio exige estimar una curva que relacione el ingreso (o consumo) total del hogar con el consumo de calorías, en función de datos de alguna encuesta de consumo. Naturalmente, las encuestas no preguntan al entrevistado directamente por las calorías consumidas en el hogar, sino que relevan los alimentos que la familia consume en un período de tiempo, o más comúnmente el gasto en alimentos. Posteriormente, con esa información especialistas “traducen” el consumo de alimentos a calorías.

En el ejemplo de la figura 4.4 cada punto indica la combinación de consumo de calorías k e ingreso (o consumo) x , junto con una línea de regresión que ajusta la nube de puntos. La línea de regresión indica la media condicional de k para cada valor de x , es decir $E(k|x)$.

⁹ Los promedios poblacionales de requerimientos calóricos según las metodologías oficiales eran, a mediados de los 2000s, 2241 Kcal. en Argentina, 2187 en Chile, 2220 en México, 2194 en Paraguay y 2167 en Uruguay. Esos valores pueden ir cambiando a medida que cambia la estructura demográfica del país. El requerimiento para un hombre adulto era 2700 Kcal. en Argentina, 2808 en Chile, 2908 en México y 2832 en Paraguay.

Figura 4.4
Determinación de la línea de pobreza extrema
Curva de Engel de calorías



El insumo fundamental del método es el valor k_m : el requerimiento mínimo de calorías, proveniente de algún estudio nutricional. A partir de k_m y la línea de regresión entre k y x es posible encontrar el valor del ingreso familiar para el cual, en promedio, los hogares consumen el umbral calórico.

$$(4.2) \quad z_e \text{ es el valor del ingreso tal que } E(k | z_e) = k_m$$

El valor z_e así hallado es la línea de la pobreza extrema de acuerdo con el método de Engel. Nótese que, al basarse en líneas de regresión, y por ende en promedios, el criterio implica que hay personas que en la práctica consumen más calorías que el umbral k_m y sin embargo son clasificadas como pobres extremos (la persona A en la figura 4.4), y otras que consumen menos calorías que el mínimo y sin embargo son clasificadas como no indigentes (la persona B en el gráfico).¹⁰

¿Por qué entonces no clasificamos directamente a la población en indigente o no de acuerdo con el consumo efectivo de calorías k , en lugar de hacerlo de manera indirecta a través del ingreso? Una razón sencilla es que pocas encuestas de hogares tienen datos de consumo de alimentos, y en cambio todas relevan el ingreso. Un país latinoamericano típico implementa una encuesta de gastos de los hogares cada varios años, y por ende necesita algún método para monitorear la pobreza en los años intermedios.

¹⁰ La figura 4.4 ilustra una regresión lineal entre k y x , pero ciertamente no hay razón que exija adoptar este modelo sencillo. Si en cambio se postulara un modelo logarítmico, la línea de pobreza resultante sería diferente.

Un segundo argumento sostiene que existen familias que, pudiendo comprar una canasta básica de alimentos con su ingreso, deciden no hacerlo y asignar parte de su presupuesto a otros bienes y servicios. Para algunos es discutible calificar como pobres extremos a personas que cuentan con los recursos económicos para no ser clasificados en esta categoría. De la misma forma, hay familias que alcanzan k_m al costo de reducir al mínimo el consumo de bienes no alimentarios, y que querríamos mantener clasificadas como pobres extremos. Nótese que, detrás de la práctica de usar al ingreso como variable central, y no el consumo de calorías, reside la idea de que aun a niveles muy bajos de nivel de vida los hogares no asignan todo su presupuesto a comprar alimentos, sino que eligen desviar recursos hacia otros bienes y servicios en función de precios, preferencias y otros factores.

El método de Engel tiene problemas si la relación entre el consumo alimentario y el ingreso es afectada por razones no directamente relacionadas con el nivel de vida, como los precios relativos o las preferencias.¹¹ Supongamos que existen dos bienes: alimentos y servicios de salud. Los alimentos son los que proveen calorías; por simplicidad los denotamos directamente con k , y los adoptamos como el bien numerario. De nuestra discusión en la sección 4.2, la línea de pobreza “ideal” puede definirse como $z=e(p,u_z)$, donde p es el precio relativo de los servicios de salud en términos de alimentos y u_z es el nivel de utilidad requerido para no ser considerado pobre. Por propiedad de la función de gasto, la derivada de la línea z con respecto a p es igual al consumo de servicios de salud s (en el óptimo) para alguien sobre la línea de pobreza.

$$(4.3) \quad \frac{\partial z}{\partial p} = s(p, u_z) \geq 0$$

De acuerdo con esta ecuación, un aumento en el precio relativo de la salud incrementa el valor de z en términos de alimentos.

Veamos ahora lo que sucede en el enfoque de Engel. Como vimos, la línea de pobreza que surge de este método es el valor z_e , tal que $E(k(p, z_e))=k_m$, donde $k(p, x)$ es la demanda de alimentos/calorías que depende de los precios relativos p y del ingreso x . Ignorando la aleatoriedad en el comportamiento y por ende eliminando la esperanza E , derivando con respecto a p y reordenando, se obtiene

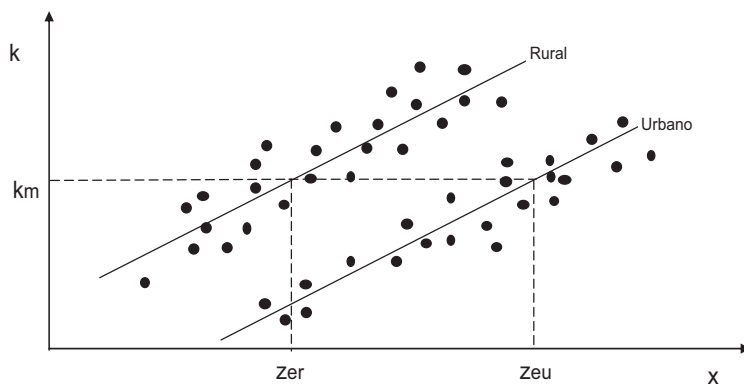
$$(4.4) \quad \frac{\partial z_e}{\partial p} = - \frac{\partial k(p, z_e)}{\partial p} / \frac{\partial k(p, z_e)}{\partial x}$$

¹¹Ver Ravallion (1998).

Si los alimentos y los servicios de salud son sustitutos no compensados (por lo que la derivada del numerador en (4.4) es positiva), la línea z_e caerá ante un aumento del precio de los servicios de salud, en contraste con lo esperable de acuerdo con la ecuación (4.3).

Para analizar las implicancias de este resultado, supongamos que el precio relativo de los alimentos es más bajo en el campo que en las ciudades, pero que en contraposición, el precio relativo de la salud y otros servicios es más caro. En este caso puede ocurrir que la línea de pobreza de Engel sea inferior en las áreas rurales (figura 4.5).¹² Si la distribución de ingresos nominales en ambas áreas fuera idéntica, la pobreza en las zonas urbanas sería superior a la de las áreas rurales. Esta diferencia no se corresponde con una real inferioridad en términos de nivel de vida, sino que es simplemente el producto del menor consumo alimentario como consecuencia de precios relativos mayores, que es compensado con un mayor consumo de salud y otros servicios relativamente más baratos en la ciudad. Algunos argumentan que lo relevante es el consumo de alimentos, no de otros bienes, y por eso en el ejemplo es válido considerar a la gente del campo menos pobre. Otros, en cambio, sostienen que más allá del límite de supervivencia (y ya acordamos que k_m debe ser un nivel superior a ese umbral) la relevancia del consumo de alimentos no tiene por qué ser superior a la de otros bienes esenciales para la vida como la salud, la vestimenta, la vivienda y otros.

Figura 4.5
Curva de Engel de calorías
Líneas de pobreza rural y urbana



¹² Un caso semejante surge al reconocer que la gente en las ciudades es más sedentaria y, por ende, *caeteris paribus*, consume menos alimentos.

4.3.2. Método de la canasta básica alimentaria

El método más popular en muchos países, incluyendo los latinoamericanos, consiste en establecer una canasta básica de alimentos (CBA) que satisfaga el requerimiento mínimo k_m y valorizarla a los precios de mercado.¹³ El valor resultante es la línea de la pobreza extrema, o pobreza alimentaria: todas las personas que viven en hogares cuyo ingreso (o consumo) no sea suficiente para comprar la CBA son considerados pobres extremos o indigentes. Este método es sencillo pero exige resolver un problema práctico importante: ¿qué canasta elegir entre las infinitas combinaciones de alimentos que permiten satisfacer k_m ? Una posibilidad es realizar un ejercicio de programación lineal y computar la canasta de menor costo (Stigler siguió ese camino en la década de 1940). El resultado, sin embargo, es una dieta monótona basada en el alimento más barato, alejada de lo que realmente la gente consume, que está afectado por las preferencias personales y las costumbres sociales.¹⁴

La alternativa más utilizada en la práctica es recurrir a una canasta representativa de los hábitos de consumo de una población de referencia; por ejemplo el grupo de personas con niveles de consumo de calorías cercanos a k_m ; o, directamente un estrato de la distribución del gasto de consumo (o ingreso) per cápita, usualmente con niveles justo por encima de los requerimientos calóricos. Uruguay, por ejemplo, ha usado la población ubicada entre los percentiles 21 y 30; Chile entre los percentiles 41 a 60, México entre 25 a 50, Panamá entre 11 y 40 y Argentina entre 21 a 40. En algunos países el grupo de referencia varía entre ciudades. En Bolivia, por ejemplo, el grupo de referencia corresponde a los percentiles 31 a 50 para la ciudad de La Paz, y a los percentiles 51 a 70 para la vecina El Alto.

Otra posibilidad menos popular es consultar a especialistas para que sugieran una canasta que alcance k_m eligiendo los alimentos de manera balanceada y con la mayor riqueza nutritiva. Esta canasta *normativa*, sin embargo, puede tener poca relación con los hábitos de consumo locales. En la práctica, aunque los países elijan basar la LP extrema en los hábitos de consumo de una población de referencia, es usual que se filtren elementos normativos, que lleven a eliminar de la CBA algunos bienes nocivos para la salud o relativamente caros que son consumidos por el grupo de referencia.

Nótese que el método de la canasta básica requiere que una persona tenga el ingreso suficiente para comprar una CBA que alcance k_m , pero no exige que esa persona efectivamente esté consumiendo al menos k_m . En las mediciones de pobreza el interés no recae en evaluar

¹³ Seebohm Rowntree fue el pionero en esta metodología, utilizándola para un estudio de pobreza en York, Gran Bretaña, publicado en 1901. Townsend (1985) documenta los antecedentes de estas ideas. Ravallion, Chen y Sangraula (2008) reportan que el 80% de los países del mundo utilizan variantes de este procedimiento.

¹⁴ Por citar un ejemplo, en Uruguay, Paraguay, Argentina, este de Bolivia y sur de Brasil es usual el consumo de *yerba*, el insumo para una infusión –el *mate* o *chimarrão* en Brasil– de consumo muy extendido entre las personas pobres (y el resto de la población), pero no esencial si el objetivo fuera minimizar el costo de consumir ciertas calorías diarias.

problemas de nutrición – si k es inferior a k_m –, sino carencia de recursos para comprar una canasta con ciertas propiedades, en este caso nutritivas.

El método no está exento de ambigüedades, aun ignorando la fijación de k_m . No hay razones objetivas para elegir inequívocamente a un grupo de referencia para construir la canasta de consumo, pero esta elección no es inocua en términos del valor final de la LP, y por ende del valor estimado de la pobreza. Aun si decidimos elegir como referencia al grupo que consume exactamente k_m , en la práctica es probable que ninguna familia consuma justo esa cantidad, lo cual nos exige escoger algún intervalo alrededor de k_m , un intervalo de amplitud arbitraria. Por ejemplo, México identifica un hogar de referencia y toma un intervalo del 10% de la población centrado en ese hogar.

También existen ambigüedades respecto de la elección de alimentos. Si solo un pequeño grupo de familias del conjunto de referencia consume un bien determinado, ¿debemos incluir ese bien en la canasta básica? Los países resuelven estas cuestiones con criterios prácticos distintos. En función de los resultados de una encuesta sobre metodologías oficiales de medición de pobreza en todo el mundo, UNSD (2005) reporta que el número de ítems en la canasta básica varía entre 7 y 205, con una mediana de 40 ítems.

En algunos países la CBA es única para toda la población. Otros países, en cambio, computan canastas representativas a nivel regional, o distinguiendo áreas urbanas y rurales. En Colombia, México y Perú, por ejemplo, las líneas urbanas son más altas que las rurales, dado que tienen en cuenta diferencias en las estructuras etarias, con predominancia de niños en las áreas rurales. En Bolivia o Paraguay, en cambio, las líneas de pobreza extrema rurales son más altas, debido a que estos países también tienen en cuenta en sus metodologías oficiales que el nivel de actividad de las personas, y en consecuencia, los requerimientos calóricos, son mayores en el campo. En El Salvador los requerimientos calóricos son semejantes, pero la estructura de la CBA es diferente según el área de residencia: mientras que las tortillas y frijoles representan el 70% de la CBA rural, la canasta es más balanceada en las ciudades.

Una vez establecido el contenido de la CBA en términos de cada producto específico y sus cantidades, es necesario valorizarla. Una opción es utilizar información, si existiera, de un módulo especial de la propia encuesta de gastos destinado a relevar precios locales. Otra posibilidad más común consiste en estimar precios a partir de información de gasto y cantidades compradas. Usar información de la propia encuesta de gastos con la que se construye la CBA permite contar con precios específicos para cada tipo de consumidor, aunque al costo de potenciales altos errores de medición. Es común que se cometan errores al reportar las unidades con las que se miden las cantidades (por ejemplo, kilos en lugar de gramos), o el período de compra (día en lugar de mes), lo que lleva a gruesas distorsiones en los precios específicos estimados.

La opción más habitual es desestimar la información de la encuesta de gastos y recurrir a precios relevados en el marco de la construcción del Índice de Precios al Consumidor de cada país. Si bien la calidad de la información suele ser sustancialmente mejor, en algunos países latinoamericanos los relevamientos para el IPC están limitados a algunas áreas urbanas, lo que introduce sesgos al usarlos para medir pobreza nacional.

4.3.3. Pobreza moderada

La LP extrema está restringida solo a las necesidades alimentarias de una persona. Sin embargo, un concepto amplio de pobreza trasciende los requerimientos nutricionales. Existen dos formas de extender la LP extrema (z_e) a una LP moderada (z_m) que incluya otros bienes y servicios. Una alternativa, conocida como método *directo*, consiste en identificar y valorizar requerimientos mínimos de vivienda, vestimenta, transporte, salud y el resto de los bienes y servicios. Sin embargo, resulta evidente que este camino conduce invariablemente a ambigüedades y decisiones arbitrarias. Si es difícil construir una base teórica que justifique una línea de indigencia objetiva única, lo es mucho más el intento por expandirla al resto de los bienes.¹⁵

El procedimiento más frecuente en la práctica es sencillo y consiste en expandir proporcionalmente las necesidades alimentarias al resto de los bienes, aplicando la siguiente fórmula:

$$(4.5) \quad z_m = \alpha z_e, \text{ con } \alpha = \frac{GT_j}{GA_j} \quad \alpha \geq 1$$

donde GT_j es el gasto total de consumo de un grupo de hogares j y GA_j es el gasto en alimentos de ese grupo. El parámetro α , conocido como coeficiente de Orshansky, es la inversa del coeficiente de Engel del consumo de alimentos, e indica cuantas veces el consumo total es superior al de alimentos. En la práctica, lo usual es tomar como grupo de referencia j a los hogares cuyo gasto en alimentos está “cerca” de la LP extrema. Más allá de si el criterio es razonable, el concepto de “cercanía” es ambiguo, implicando una vez más una arbitrariedad que repercute en el valor de la LP y en las estimaciones de pobreza.

En un estudio para Estados Unidos Orshansky (1963) encontró que los hogares del grupo de referencia destinaban un tercio de su presupuesto a alimentos, por lo que la LP moderada fue fijada en el triple de la LP extrema. En América Latina la media de los valores del coeficiente de Orshansky es 2. CEPAL utiliza un valor de 2 para áreas urbanas y 1.75 para las rurales.

¹⁵ Un ejemplo en América Latina ha sido el intento de México de construir una Canasta Normativa de Satisfactores Esenciales (Boltvinik y Marin, 2003). La *Market Basket Measure* de Canadá es uno de los esfuerzos más avanzados en esta dirección.

Es claro que este procedimiento tan sencillo, a menudo conocido como método *indirecto*, o metodología del *multiplicador de Orshansky*, no tiene fundamentos teóricos fuertes, pese a lo cual su simplicidad y la dificultad en instrumentar procedimientos alternativos lo han convertido en la norma para la medición de la pobreza moderada en muchos países del mundo, incluyendo los latinoamericanos.¹⁶

Hay al menos dos elementos incómodos en el procedimiento descrito. En primer lugar, mientras que la construcción de la LP extrema tiene un alto contenido normativo, la LP moderada proviene directamente de información sobre las decisiones concretas de asignación del gasto de las personas, lo cual transluce un procedimiento poco consistente. En segundo lugar, el método asume implícitamente que quienes satisfacen los requerimientos alimentarios al mismo tiempo satisfacen los requerimientos mínimos en el resto de los bienes, lo cual no es necesariamente cierto para todas las familias en la realidad. Para ver esta implicancia del método tomemos un hogar h cuyo gasto en alimentos es superior a la línea de pobreza extrema, $GA_h > z_e$. Si la participación de los alimentos en su gasto total es igual o inferior al del grupo de referencia j que asumimos cubriendo exactamente sus necesidades calóricas, es decir $GA_h/GT_h \leq 1/\alpha$ (lo cual es factible por la ley de Engel), entonces es simple mostrar que $GT_h > z_m$.

Para sintetizar, en la práctica la medición de la pobreza monetaria exige primero la valorización de un requerimiento mínimo de calorías k_m , lo cual da origen a la línea de pobreza extrema (z_e), y luego su extensión para abarcar el conjunto de bienes, lo que origina la línea de pobreza moderada (z_m). Una persona con nivel de vida aproximado por la variable monetaria x (ingreso o consumo) puede ser clasificada en uno y solo uno de los siguientes tres grupos:

- pobre extremo si $x < z_e$
- pobre moderado si $z_e \leq x < z_m$
- no pobre si $x \geq z_m$

Es importante notar que al discutir pobreza para una población, el término *pobreza moderada* (o directamente pobreza) usualmente hace referencia al total de la población por debajo de la LP moderada, es decir la suma de aquellos individuos pobres extremos y pobres moderados.

¹⁶ En algunos países de otras regiones del mundo el paso de la LP extrema a moderada es aditivo, es decir, $z_m = z_e + z_{na}$, donde z_{na} es el componente no alimentario de la LP. Este componente puede estimarse expandiendo z_e por la participación de los bienes no alimentarios en el gasto total, es decir $z_{na} = z_e(GT_j - GA_j)/GT_j$. Combinando estas ecuaciones, $z_m = z_e(2 - 1/\alpha)$. UNSD (2005) reporta las diferencias que surgen de estimar z_m de forma aditiva o multiplicativa.

El método de medición de la pobreza arriba discutido es usualmente conocido como *método del ingreso* o *método de la línea de la pobreza*. A veces también se lo denomina *método indirecto* para referirse al hecho que no se miden las carencias concretas (por ejemplo, en alimentación), sino la insuficiencia de recursos que en gran parte determinan esas privaciones. Este método es extensamente aplicado por los Gobiernos nacionales, organismos internacionales e investigadores independientes en América Latina para monitorear pobreza.

4.3.4. Líneas de pobreza nacionales

La mayoría de los países de América Latina miden las privaciones monetarias definiendo líneas de pobreza nacionales extremas y moderadas. Generalmente es el Instituto de Estadística Nacional el encargado de realizar los cálculos. La CEPAL, el Banco Mundial, el BID y el programa conjunto MECOVI han asistido a los Gobiernos nacionales en la construcción de las líneas de pobreza.

Los países de América Latina establecen líneas de pobreza extremas basadas en canastas básicas de alimentos, y las expanden utilizando el coeficiente de Orshansky. Las metodologías que actualmente utilizan los países de la región difieren por algunas razones idiosincráticas valederas. Un ejemplo proviene de las diferentes estructuras de consumo entre países. El consumo de frijoles, tortillas de maíz o plátanos es común entre los hogares de Centroamérica, y escaso o inexistente entre los hogares del Cono Sur. Las líneas de pobreza también difieren en otros aspectos importantes, como el requerimiento nutricional inicial, la metodología para obtener la canasta básica, el tipo de ajuste para alcanzar la LP moderada, el grupo de referencia j y la precisión en el relevamiento de los precios. Aun más importante, los países difieren en la variable sobre la cual aplican las líneas de pobreza oficiales. Mientras que Nicaragua utiliza el gasto de consumo, Argentina utiliza el ingreso, y Bolivia ha usado una combinación de ambos. La gran mayoría de los países aplican la LP al ingreso o consumo per cápita, mientras que algunos utilizan escalas de adulto equivalente. Hay países que utilizan el ingreso tal como surge de la encuesta de hogares, mientras que otros practican ajustes por subdeclaración y no respuesta. Algunos países cuentan con detallados estudios de precios y consumos regionales que permiten construir líneas de pobreza específicas para cada área geográfica del país, mientras que en otros el grado de especificidad regional es limitado. Estas diferencias implican la dificultad en comparar las estimaciones de pobreza basadas en las LP oficiales de América Latina. Una tasa de pobreza oficial del 10% en Colombia no es comparable a una tasa oficial de 10% en Uruguay por las numerosas diferencias metodológicas que separan el cálculo de la pobreza en ambos países.

En la mayoría de los países de América Latina la pobreza se mide como escasez de *ingreso* respecto de una canasta básica.¹⁷ Mientras que varios países desarrollados siguen el mismo criterio, en África y gran parte de Asia la pobreza se mide sobre la distribución del *consumo*. Existe una tendencia creciente en América Latina a incorporar mediciones de pobreza sobre la base del consumo.¹⁸ La práctica generalizada en la región es computar pobreza sobre la distribución del ingreso (o consumo) *familiar per cápita*, aunque existen excepciones: Argentina, por ejemplo, computa pobreza sobre la distribución del ingreso por adulto equivalente.

El cuadro 4.2 presenta una muestra de las líneas de pobreza utilizadas por los Gobiernos de los países de América Latina expresadas en dólares por día por persona, ajustados por las diferencias en paridad de poder de compra entre países. Los valores corresponden mayoritariamente al año 2005, año en el que se realizó un extenso estudio internacional de precios (Banco Mundial, 2008). Nótese que los valores de las líneas difieren entre países. Mientras que la línea de pobreza extrema en El Salvador no alcanza a 1 dólar por día por persona, en México es de 3.4 dólares. El valor promedio en América Latina es 2.3 dólares por día por persona y la mediana 2.5 dólares. Las diferencias también son notorias en el caso de las líneas de pobreza moderadas, las que varían entre 1.9 dólares en El Salvador a 8.3 dólares en Uruguay.

Nótese que existe cierta variabilidad entre países en el cociente entre las líneas de pobreza moderada y extrema alrededor del valor 2 (última columna del cuadro 4.2). Si bien las diferencias no parecen grandes, en la práctica pueden impactar significativamente sobre las estimaciones de pobreza. Por ejemplo, si el ajuste de la LP moderada en Bolivia se pareciera al de Colombia, donde el ratio entre las líneas moderada y extrema es mayor, la tasa de pobreza moderada estimada en Bolivia para 2005 crecería de 60% a 71%.

¹⁷ Las metodologías de cálculo son a menudo revisadas por los países. Es aconsejable visitar las páginas oficiales de los gobiernos para consultar las últimas actualizaciones metodológicas.

¹⁸ Ecuador, Guatemala, Nicaragua, Panamá y Perú basan sus estimaciones oficiales de pobreza en el consumo, aunque en general también calculan la pobreza de ingreso.

Cuadro 4.2
Líneas oficiales de pobreza extrema y moderada
Expresadas en dólares por día a PPA, año 2005

País	Líneas en dólares PPA 2005 por día		Ratio
	Extrema	Moderada	
Argentina	2.8	6.1	2.2
Bolivia	2.6	4.7	1.8
Chile	1.9	3.8	2.0
Colombia	2.5	6.2	2.5
Costa Rica	2.0	4.3	2.2
Ecuador	2.0	3.6	1.8
El Salvador	0.9	1.9	2.0
Guatemala	1.8	3.7	2.1
Honduras	2.7	5.5	2.0
México	3.4	6.8	2.0
Nicaragua	1.4	2.6	1.9
Panamá	2.5	4.4	1.8
Paraguay	2.8	5.9	2.1
Perú	2.4	5.5	2.3
Uruguay	2.8	8.3	3.0
Venezuela	1.8	3.6	2.0
Media	2.3	4.8	2.1
Mediana	2.5	4.5	2.0

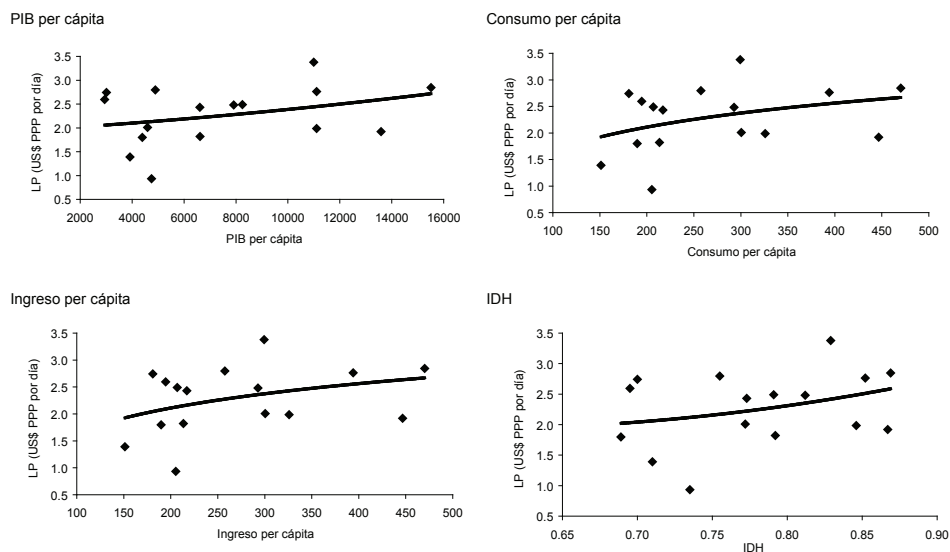
Fuente: Elaboración propia sobre la base de información de los Gobiernos de los países de América Latina.

Nota 1: En su mayoría líneas correspondientes a áreas urbanas de cada país.

Nota 2: Brasil no tiene una línea de pobreza oficial. La línea extrema de Sao Paulo, utilizada en IPEA, es equivalente a USD 2 por día a PPA.

Los valores de las líneas de pobreza elegidas por los países parecen tener alguna relación con el nivel de desarrollo, según lo sugiere la figura 4.6. Países latinoamericanos con niveles de PIB, consumo, o ingreso per cápita superiores tienden, en promedio, a elegir líneas de pobreza más altas. Sin embargo, la relación es empíricamente débil. Los coeficientes de correlación no superan el valor 0.53, y son apenas significativos al 10%. Los resultados son semejantes si en lugar de variables monetarias se usa el índice de desarrollo humano de Naciones Unidas (último panel de la figura 4.6).

Figura 4.6
Líneas de pobreza oficiales extremas (en dólares PPA)



Fuente: Líneas de pobreza extrema de fuentes oficiales en dólares PPA, PIB y consumo per cápita a PPA de los World Development Indicators, ingreso per cápita de cálculo propio a partir de microdatos de las encuestas de hogares e IDH de Naciones Unidas.

Nota: Todos los valores corresponden a 2005 o año cercano.

Existen dos posiciones respecto a las diferencias de LP entre países. Por un lado es posible argumentar que, dado que no hay una manera objetiva universal de definir y medir pobreza, es válido que cada país elija la metodología que considere más cercana a las preferencias y percepciones de su población. Consideremos dos personas idénticas con exactamente el mismo nivel de vida; una viviendo en San José (Costa Rica), y la otra en la cercana Managua (Nicaragua). Es posible que la primera sea percibida mayoritariamente como pobre por sus compatriotas, y la segunda como no pobre en su país, posiblemente como resultado de las diferencias en niveles de desarrollo en esos dos países centroamericanos. En contraste, puede argumentarse alternativamente que esas dos personas con semejantes privaciones materiales deben pertenecer a la misma categoría de pobreza, por lo que es necesario evaluarlas con la misma metodología, y en particular con la misma LP. Esa necesidad de homogeneidad metodológica es más clara al realizar comparaciones internacionales.

4.3.5. Líneas de pobreza internacionales

Dado que las metodologías oficiales de estimación de pobreza difieren entre países, investigadores independientes y organismos internacionales han propuesto criterios simples para construir líneas de pobreza que permitan comparaciones internacionales. La línea internacional de pobreza más popular es la de 1 dólar por día por persona a paridad de poder adquisitivo (o PPA). Esta LP es extensamente utilizada por el Banco Mundial y Naciones Unidas en sus comparaciones internacionales de pobreza.¹⁹ Según esta metodología una persona es pobre si vive en un hogar cuyo ingreso (o consumo) per cápita es menor a 1 dólar por día a PPA. Esta línea fue propuesta por Ravallion *et al.* (1991) y resulta del redondeo de un promedio de LP oficiales de un conjunto de países muy pobres (no latinoamericanos). Según esta línea dos personas con el mismo poder de compra en dos países distintos deben estar clasificados de la misma forma, pese a que en sus países uno sea considerado como pobre y otro no.

La medición de la pobreza con estas líneas es sencilla, pero exige algunas precisiones metodológicas. La línea inicial de USD 1 por día, calculada en la década del 80, fue recalculada a precios de 1993 en USD 1.0763 al día (Chen y Ravallion, 2001). Más recientemente, esta línea básica fue fijada en USD 1.25 por día a precios de 2005 (Ravallion, Chen y Sangraula, 2008): esta es la media de las LP de los 15 países más pobres en términos de consumo per cápita (la mediana es 1.27). Aunque es comúnmente llamada “línea de 1 dólar”, se trata en realidad ahora de una línea de 1.25 dólares.

El siguiente paso consiste en mensualizar la línea diaria, multiplicándola por 30.42. El monto resultante se traduce a moneda local usando tasas de cambio PPA, en lugar del tipo de cambio de mercado. Estos PPA, que convierten moneda local en dólares estadounidenses con el objeto de alcanzar un mismo nivel de compra en bienes transables y no transables, son obtenidos a partir de estudios de precios realizados a nivel mundial.²⁰ El último disponible corresponde a la ronda 2005 del *International Comparison Program* (Banco Mundial, 2008). Es importante utilizar estos precios y no los tipos de cambio de mercado, ya que estos últimos tienden a igualar poder de compra solo en términos de bienes transables internacionalmente, los cuales constituyen solo una parte de los bienes y servicios consumidos por la población.²¹

La línea de pobreza obtenida siguiendo esta metodología para 2005 se actualiza al mes en el que se relevan los ingresos (o consumos) de la encuesta de hogares, utilizando el índice de

¹⁹ La Meta 1 de los Objetivos de Desarrollo del Milenio consiste en reducir la pobreza a la mitad entre 1990 a 2015, y sugiere para las mediciones utilizar la línea de USD 1 por día por persona a PPA.

²⁰ Los coeficientes de PPA de los países de América Latina y el Caribe pueden consultarse en el sitio web de *World Development Indicators* del Banco Mundial.

²¹ Las tasas de cambio de mercado también suelen estar afectadas por fenómenos financieros y políticas macroeconómicas puntuales.

precios al consumidor (IPC) del país. El valor resultante de la LP internacional se aplica a la distribución del consumo o ingreso per cápita, para obtener estimaciones de pobreza.

En países de ingresos medios como los de América Latina la línea de 1.25 dólares implica tasas de pobreza muy bajas. Por ejemplo, según estimaciones en *World Development Indicators* el porcentaje de personas pobres de acuerdo con la línea de 1.25 dólares en 2005 fue 9% en Paraguay, 4.7% en República Dominicana y menor a 1% en Chile. Por esta razón es común que la LP internacional utilizada en estudios para América Latina sea superior. En este libro usamos extensamente la línea de 2.5 dólares por día por persona, que según nuestros cálculos coincide con la mediana de las LP extremas nacionales en América Latina, y según Ravallion *et al.* (2008) es semejante a la mediana de las LP de los países en desarrollo, si se excluyen los más pobres. Es creciente el uso de líneas de 4 o 5 dólares, cuyos valores se asemejan a los de las líneas oficiales moderadas de muchos países de la región.

La metodología descripta ha recibido varias críticas, las que en su mayoría derivan de su simplicidad.²² Un argumento contrario a este método sostiene que tanto los coeficientes de ajuste entre países por PPA, como los IPC utilizados para actualizar las líneas están basados en patrones de consumo nacional promedio, los que seguramente difieren de los patrones de consumo de los hogares en las inmediaciones de la línea de pobreza. En consecuencia, las LP quedan afectadas por los precios de muchos bienes que resultan irrelevantes para las personas pobres.²³ Deaton (2010) advierte sobre la volatilidad de las tasas PPA, dada la alta volatilidad de los precios relativos, en especial de los *commodities*, lo que implicaría bruscos cambios en las tasas de pobreza ante cada revisión periódica del estudio internacional de precios que da origen a las tasas PPA.²⁴

Una alternativa a este método sería establecer un mínimo de calorías k_m fijo internacionalmente y valorizarlo según los patrones de consumo propios de cada país (Kakwani, 2004, Reddy y Pogge, 2010, entre otros). En sus mediciones de pobreza para América Latina CEPAL utiliza canastas de consumo alimentario aproximadamente semejantes entre naciones, aunque conservando algunos elementos idiosincráticos de cada país.²⁵ Nótese que estas propuestas también enfrentan el problema de las diferencias en las canastas de consumo entre países, las que en parte provienen de un efecto ingreso: las personas en los países más ricos tienden a consumir calorías de una forma más cara que en los países menos desarrollados (por ejemplo, bienes de mejor calidad, comidas afuera, etc.).²⁶

²² Ver Deaton (2010), Reddy y Pogge (2010), Reddy (2008) y Ravallion (2008).

²³ Deaton (2010) propone computar tasas de cambio PPA que contengan solo bienes consumidos por las personas pobres. Deaton y Dupriez (2008) y Ravallion *et al.* (2008) encuentran que el efecto de computar un “PPA de los pobres” sobre la medición de la pobreza no es grande.

²⁴ Deaton (2010) reporta que la revisión del estudio de precios en 1993 generó un cambio en la estimación de la pobreza en América Latina de 23.5% a 13.5%.

²⁵ Ver CEPAL (1995) para algunas discusiones metodológicas.

²⁶ Edward (2006) propone una línea a partir de la relación entre esperanza de vida y nivel de consumo, la cual tendría un corte alrededor de los USD 2.7 por día (en precios PPA de 1993). A ese nivel de consumo la esperanza de vida al nacer sería de 74 años; por encima se agregaría poco a las perspectivas de años de vida, mientras que por debajo la esperanza de vida caería significativamente.

El origen de las falencias de las líneas internacionales en dólares es también la causa de sus principales virtudes. La simplicidad para el cálculo y la sencillez conceptual las mantienen como la norma para las comparaciones internacionales de pobreza. El monitoreo de la pobreza en el mundo, incluyendo la evaluación de las Metas del Milenio de Naciones Unidas, se hace hoy en su mayor parte en función de líneas internacionales fijadas en dólares por persona por día a PPA. En particular, todas las comparaciones entre países de este libro se realizan utilizando las líneas de pobreza internacionales en dólares a PPA, aplicándolas sobre las distribuciones del ingreso per cápita familiar que surgen de las encuestas de hogares latinoamericanas.

4.3.6. La actualización de las líneas en el tiempo

Aun manteniendo fijo el requerimiento mínimo k_m , el paso del tiempo exige actualizaciones a la línea de pobreza, dado que tanto los precios de los bienes como los patrones de consumo cambian.

El procedimiento de ajuste más extendido consiste en actualizar el costo de una canasta básica fija mediante relevamientos periódicos de precios, usualmente en el marco del cálculo del índice de precios al consumidor (IPC) nacional. Existen varios sesgos asociados a este ajuste, similares a los presentes en el cálculo del IPC (ver Apéndice III del libro). El sesgo por sustitución surge de usar una canasta fija e ignorar las sustituciones por productos más baratos a medida que los precios relativos cambian; el sesgo de comercialización aparece por ignorar la sustitución hacia lugares de comercialización más económicos (tiendas de descuento, ferias, etc.), el sesgo de calidad proviene de desconocer cambios en las calidades de los productos en el mercado, y finalmente existe un sesgo por ignorar (o demorarse en incorporar) nuevos productos.²⁷ Estos sesgos implican que en la práctica el ajuste de la LP sobreestime el verdadero aumento en el costo de vida para las personas pobres, y por consiguiente implica un sesgo a sobrestimar la pobreza. Este sesgo puede resultar muy relevante, en especial al considerar períodos largos de tiempo, donde las distorsiones se acumulan.²⁸ Esta es un área de enorme relevancia práctica para las mediciones de pobreza, que ha sido descuidada en la literatura distributiva.

Las líneas internacionales y las oficiales de algunos países se ajustan simplemente de acuerdo con la evolución del IPC. Esta práctica incorpora un sesgo adicional, dado que la evolución general de precios no necesariamente representa correctamente la evolución

²⁷ Ver Boskin *et al.* (1996).

²⁸ Ver Meyer y Sulivan (2009) para Estados Unidos, Soares y Osório (2007) para Brasil, y Gluzmann y Sturzenegger (2009) para Argentina.

de aquellos precios que enfrentan las personas pobres. Las personas carenciadas compran canastas de bienes distintas, en lugares diferentes y con calidades disímiles a las del promedio nacional. Si los precios relativos cambian en un período, la evolución del IPC no será una adecuada representación del cambio en el costo de vida para los pobres (ver Apéndice III).

Lanjouw y Lanjouw (2001) sostienen la conveniencia de recalcular la línea de pobreza ante cada encuesta de gastos disponible, respetando el mismo valor de k_m . La razón es que las encuestas sobre las que se obtiene información para calcular pobreza pueden tener problemas de comparabilidad (por ejemplo, cuestionarios distintos), lo que generaría cambios espurios en las tasas de pobreza, problema que se aliviaría si tanto el indicador de bienestar x como la línea de pobreza z provienen de la misma fuente de información.

Hasta ahora consideramos actualizaciones de la LP por cambios en precios y patrones de consumo. ¿Debemos también considerar actualizar la línea de pobreza cuando una economía crece y se desarrolla? La siguiente sección aborda esta discusión.

4.4. Pobreza relativa, potencial y de activos

En las discusiones de este capítulo hemos adoptado implícitamente una concepción *absoluta* de la pobreza, según la cual las reglas para identificar a las personas pobres no cambian con las condiciones económicas generales. Un individuo pobre es aquel con un conjunto de carencias monetarias específicas: la definición de ese conjunto es invariante al nivel de desarrollo de la sociedad en la que se miden las privaciones. De acuerdo con esta concepción, la línea de la pobreza debería permanecer fija en términos reales en el tiempo. Si las economías van creciendo y con ellas los ingresos de las personas, la pobreza tenderá algún día a desaparecer.

4.4.1. Pobreza relativa

En contraste, para la concepción *relativa* de la pobreza las reglas de identificación de las personas pobres deben ir variando conforme la sociedad se desarrolla. El concepto de pobreza implica carencias en relación al resto de la población.²⁹ Bajo esta concepción la LP debería ajustarse periódicamente a medida que las sociedades se vuelven más prósperas.

Una línea de argumentación a favor de las líneas relativas sostiene que si las personas comparan sus niveles de consumo con el de sus co-ciudadanos, el bienestar individual dependerá, entre otros factores, del consumo relativo al resto de la población, por lo que medir pobreza absoluta en el espacio del bienestar individual implicaría medir pobreza relativa en

²⁹ La idea de pobreza relativa está emparentada con el concepto de desigualdad que se desarrollará en el capítulo 6.

el espacio del consumo (Ravallion, Chen y Sangraula, 2008). Una idea con implicancias semejantes es la de Sen (1983), quien sostiene que la preocupación por la pobreza absoluta en términos de *capacidades* se traduce en una visión relativa de la pobreza de ingreso o consumo (ver capítulo 5).

Las líneas relativas determinan umbrales en relación al resto de la distribución. La práctica más usual es fijar la LP en una fracción de alguna medida de posición central de la distribución: la media o la mediana. La Oficina de Estadísticas de la Comunidad Europea (Eurostat), por ejemplo, mide pobreza a partir de una línea fijada en 60% del ingreso mediano.³⁰

Las líneas relativas han tenido escasa relevancia práctica en América Latina, lo cual en parte responde a que las economías de la región no han crecido sustancialmente desde la década del 70, cuando la medición de la pobreza se volvió práctica corriente.³¹ Las presiones por incorporar elementos relativos a la concepción de la pobreza y en consecuencia ajustar la LP vigente recién aparecen cuando las economías se desarrollan por un tiempo prolongado, y los criterios con los que se definía pobreza comienzan a parecer anticuados.³² La medición de la pobreza relativa es más común en los países desarrollados (particularmente en Europa), que en aquellos en desarrollo, como los de América Latina.

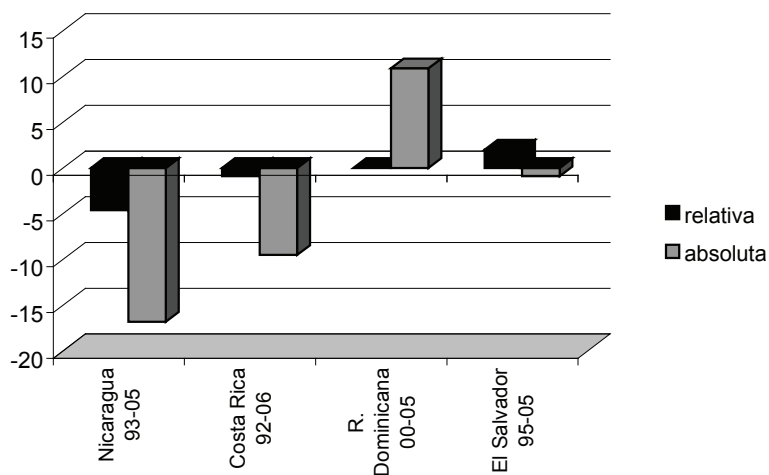
Mientras que el proceso de desarrollo va en general asociado a la reducción de la pobreza absoluta, no necesariamente trae aparejado una caída en la pobreza relativa. La figura 4.7 muestra para cuatro países de la región los cambios en la tasa de pobreza absoluta, medida de acuerdo con la LP de USD 2.5 por día por persona, y en la tasa de pobreza relativa, medida como la proporción de personas cuyo ingreso per cápita familiar es inferior al 50% de la mediana de la distribución de esa variable. En Nicaragua y Costa Rica la caída en la pobreza absoluta estuvo acompañada por reducciones muy modestas en la pobreza relativa (figura 4.7). En El Salvador, el signo de los cambios en ambas mediciones es diferente: entre 1995 y 2005 cayó la pobreza absoluta, pero aumentó la relativa, de acuerdo con los indicadores usados en el gráfico. Por su parte, en la República Dominicana la crisis económica de principios de los 2000 parece haber afectado de manera semejante a toda la población, generando un fuerte aumento de la pobreza absoluta, pero ningún cambio en la pobreza relativa.

³⁰ Una medida alternativa consiste en identificar como pobres directamente al p% de la población con menores ingresos (por ejemplo, al quintil 1). En este caso la determinación del porcentaje de pobres se vuelve trivial, pero aun pueden estudiarse otros fenómenos como la brecha de ingresos de las personas pobres respecto del resto de la población.

³¹ En algunos estudios internacionales, la relevancia de las líneas relativas tampoco parece garantizada. Amiel y Cowell (1998), en un estudio sobre percepciones de pobreza, encuentran que la mayoría de los encuestados piensan que pobreza es “una situación en la cual el ingreso no es suficiente para cubrir ciertas necesidades básicas” –una idea emparentada con la concepción absoluta–, mientras que solo cerca del 10% piensa que pobreza es una situación en la que “los ingresos están por debajo de un nivel que depende, o es relativo a la distribución del ingreso”.

³² Discusiones sobre el ajuste de la línea de pobreza absoluta han aparecido en Estados Unidos, China e India (Ravallion y Chen, 2009).

Figura 4.7
Cambios en la pobreza absoluta y relativa



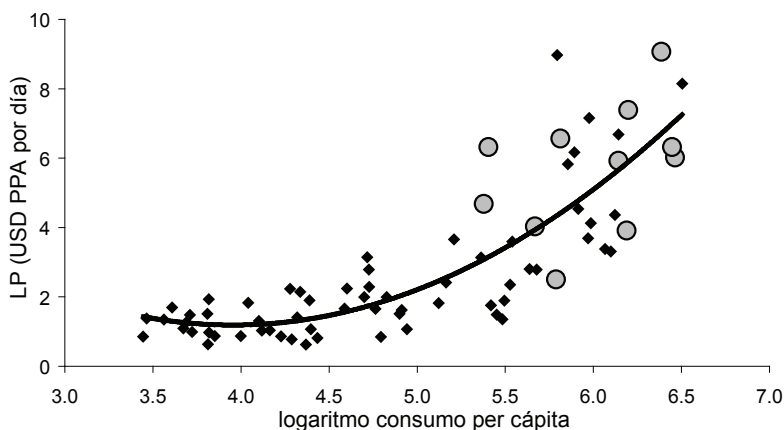
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Pobreza absoluta medida como la tasa de incidencia usando la LP de USD 2.5. Pobreza relativa medida con la línea de 50% del valor mediano de la distribución del ingreso per cápita familiar.

La comparación de líneas de pobreza entre países del mundo se ajusta a la concepción relativa de la pobreza: en general, en el mundo las LP nacionales crecen con el nivel de desarrollo. En Estados Unidos, por ejemplo, la LP es de alrededor de 10.000 dólares anuales (unos 27 dólares por día por persona). Aun considerando el ajuste por PPA esa línea implicaría una tasa de pobreza de cerca del 90% en casi todos los países latinoamericanos.

Ravallion, Chen y Sangraula (2008) relevan las LP moderadas oficiales en 88 naciones en desarrollo del mundo y encuentran que estas varían entre 0.6 y 9.2 dólares por día por persona, ajustando por diferencias en paridad de poder adquisitivo. La media mundial es alrededor de 3 dólares y la mediana cerca de 2.

Figura 4.8
Líneas de pobreza oficiales (en dólares por día ajustado por PPA)
y logaritmo del consumo per cápita PPA



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Ravallion, Chen y Sangraula (2008).

Nota: Países de América Latina marcados con círculos grandes.

La figura 4.8 revela que la LP es aproximadamente uniforme para el conjunto de países más pobres, volviéndose sensible al nivel de consumo per cápita nacional para el resto de las naciones de la muestra. La elasticidad de la función graficada es cero al comienzo y crece hasta 0.7 en los niveles más altos de consumo.³³ La elasticidad agregada que surge de una regresión simple por mínimos cuadrados es 0.655 (significativa al 1%). En una submuestra de 28 países con datos de LP extrema la elasticidad cae a 0.471, sugiriendo que es el componente no alimentario de la línea moderada el más sensible a las diferencias en los niveles de consumo entre las economías del mundo. La sensibilidad de la línea extrema (atada a requerimientos nutricionales) es menor, pero no cero: las diferencias entre países reflejan requerimientos nutricionales algo superiores, y en especial el consumo de canastas más caras en países más ricos para alcanzar requerimientos nutricionales parecidos (por ejemplo, más frecuencia en el consumo de carne y comidas preparadas).

La forma de la figura 4.8 es interpretada como evidencia de que en países muy pobres donde las privaciones alimentarias son urgentes y generalizadas, la pobreza tiene un sentido absoluto asociado a la imposibilidad de alcanzar ciertos niveles de consumo de alimentos. Cuando las sociedades se desarrollan y las preocupaciones comienzan a extenderse más allá de la seguridad alimentaria, las líneas escogidas comienzan a ser sensibles al nivel de ingreso nacional, y por consiguiente *relativas*.

³³ En el trabajo original de Ravallion *et al.* (1991) con datos de 36 países en desarrollo y desarrollados la elasticidad era 0 a 1.5 desvíos estándar debajo de la media, y 1 a alrededor de 1 desvío arriba de la media.

En síntesis, en la práctica en la mayoría de los países del mundo, incluyendo los de América Latina, las líneas de pobreza nacionales han permanecido fijas, lo cual se ajusta a una concepción absoluta de la pobreza. Sin embargo, la evidencia *cross-section* entre países y la experiencia de países industrializados sugiere la relevancia de la concepción relativa, al menos en períodos largos.

Hay enfoques que tratan de reconciliar las visiones absoluta y relativa de la pobreza. Atkinson y Bourguignon (2001) sostienen que las personas tienen la necesidad de cubrir dos necesidades básicas: subsistencia física e inclusión social. Cada dimensión tiene su respectiva línea de pobreza, la primera absoluta y la segunda relativa. Los autores proponen que una persona debe ser clasificada como no pobre solo si logra superar ambas líneas. Analíticamente, la línea de pobreza en la sociedad j sería

$$(4.6) \quad z_j = \max(z^*, kM_j) \text{ con } k \in (0,1)$$

donde z^* es una línea de pobreza extrema única, expresada en moneda comparable entre países y M_j es una medida de tendencia central (media, mediana) de la distribución del ingreso (o consumo) en la comunidad j . Nótese que esta ecuación implica una visión lexicográfica de la pobreza, con el foco en la pobreza absoluta para los países más pobres, usando una línea común para todos, y luego cambiando a un análisis relativo, usando líneas que varían con el grado de desarrollo del país. Según este enfoque la preocupación por la comparación con otras personas recién es relevante una vez que desaparecen las privaciones más básicas.

Ravallion y Chen (2009) cuestionan la proporcionalidad de la línea relativa respecto de la media (o mediana), ya que implica que la pobreza permanece inalterada ante un aumento proporcional en los ingresos. Esta propiedad genera resultados que son vistos como problemáticos: en OECD (2008) por ejemplo se reporta que la pobreza en Estados Unidos es semejante a la de México bajo un enfoque puramente relativo. Como alternativa a la formulación (4.6), Ravallion y Chen (2009) proponen

$$(4.7) \quad z_j = \max(z^*, \phi(M_j))$$

siendo $\phi(\cdot)$ una función creciente, con elasticidad menor a 1. En particular, sobre la base de una calibración con líneas de pobreza oficiales de todo el mundo los autores proponen $z_j = \max(1.25, 0.60 + C_j/3)$, donde los valores están expresados en dólares PPA por día por persona y C_j es el consumo privado per cápita de Cuentas Nacionales en esas unidades. La función implica que la línea de pobreza es constante en USD 1.25 hasta un nivel de C_j de USD 1.95 por día, punto a partir del cual comienza a subir, pero con una elasticidad menor a 1.³⁴

³⁴ Madden (2000) propone un híbrido entre el enfoque absoluto y relativo. Llamando z_a a la línea absoluta y z_r a la relativa puede definirse un promedio geométrico $z = z_r^\lambda z_a^{(1-\lambda)}$ donde $\lambda \in [0,1]$ regula el grado de relevancia al carácter relativo de la pobreza.

4.4.2. Pobreza potencial

El análisis precedente identifica como pobre a toda persona cuyo ingreso (o consumo) *efectivo* es inferior a un umbral. Sin embargo, y tal como se discutió brevemente en el capítulo 3, el concepto relevante para la equidad económica puede ser el de ingreso *potencial*. Según esta visión, pobre es quien carece de posibilidades para acceder a un umbral de ingreso. Recordemos el modelo presentado en el capítulo 3 y supongamos una persona para la que se da el siguiente conjunto de desigualdades:

$$(4.8) \quad M + wl < z < M + wT$$

donde M son los ingresos no provenientes del trabajo, w el salario horario, l las horas trabajadas y T el tiempo disponible (neto de un tiempo de descanso y ocio razonable). Nótese que la persona en la ecuación (4.8) es pobre de acuerdo a su ingreso efectivo, pero no lo es si se considera su ingreso potencial. Dado que trabaja l horas el individuo es pobre, pero si trabajara T no lo sería.

Hay un caso en el que esta distinción es poco relevante: la del desempleo involuntario. Si la persona está dispuesta a trabajar T horas al salario w , pero no consigue emplearse más que l horas, el ingreso potencial resulta irrelevante. Sin embargo, es posible que aun en ausencia de desempleo involuntario haya personas para las que se cumplan las desigualdades anteriores. Imaginemos un trabajador autónomo (cuentapropista) que trabajando 8 horas puede superar z , pero que decide trabajar 6 horas, reuniendo un ingreso inferior a ese umbral. Implícitamente esa persona valora más el uso de las 2 horas de diferencia en actividades fuera del mercado que el ingreso extra generado por trabajar ese tiempo al salario w . La utilidad de esa persona aumenta al decidir no trabajar esas horas, pero su ingreso se reduce, y por tanto puede caer en situación de pobreza monetaria. Aparece entonces un problema ético importante: ¿debe preocuparnos la pobreza de recursos si es en parte “elegida”? La discusión de este punto, aunque relevante, excede el alcance de este libro. Las mediciones de pobreza monetaria ignoran en su inmensa mayoría este punto y se concentran en la pobreza efectiva: es pobre quien está sufriendo carencias monetarias, independientemente de que bajo ciertas circunstancias ese individuo las hubiera podido evitar.

La discusión anterior sugiere la posible extensión de la medición de la pobreza al espacio de la utilidad (o felicidad) individual. Este camino, sin embargo, no parece promisorio. La pobreza de utilidad enfrenta no solo formidables restricciones para su medición, sino que también despierta otros problemas morales. ¿Deben las políticas públicas transferir recursos hacia individuos no carenciados de recursos, pero infelices? Es probable que la respuesta a esta pregunta sea mayoritariamente negativa, lo que pone de manifiesto el carácter paternalista de

nuestra preocupación por la pobreza, y desalienta el camino de definir pobreza en el espacio de la felicidad.

4.4.3. Pobreza de activos

El concepto de pobreza de activos hace referencia a la capacidad de enfrentar una situación de crisis con caída de los ingresos corrientes sin reducir el consumo por debajo de la línea de la pobreza. La idea, desarrollada inicialmente por Oliver y Shapiro (1997), asume una situación en la que desaparecen los ingresos laborales y transferencias al hogar, por lo que la única fuente de subsistencia es la liquidación de activos. En este caso, una familia es pobre por activos si su riqueza neta no alcanza para cubrir una canasta básica durante un determinado lapso de tiempo.

Una vez más, son necesarias decisiones arbitrarias para la implementación práctica. Por ejemplo, Havemann y Wolff (2005) en un estudio para Estados Unidos consideran como pobres a aquellos hogares cuyos activos no alcanzan para financiar consumo por sobre la línea de pobreza oficial durante 3 meses. Se consideran dos definiciones alternativas de activos: (i) la riqueza neta, definida como el valor corriente de todos los activos negociables o fungibles menos el valor corriente de las deudas, y (ii) los activos líquidos, que incluyen el efectivo y los activos financieros que pueden ser fácilmente monetizados.

Tanto por su ambigüedad conceptual como por los problemas de estimación, la idea de pobreza de activos, aunque interesante, aun tiene poco desarrollo en la literatura distributiva.

4.5. Agregación

Como hemos visto en la sección 4.2, la medición de la pobreza exige resolver dos problemas: el de la identificación y el de la agregación (Sen, 1976). El primero fue extensamente tratado en las secciones anteriores; el segundo es conceptualmente más sencillo y factible de ser tratado analíticamente, por lo que en torno a él se ha desarrollado una extensa literatura académica.

Toda agregación es un proceso destinado a generar un índice o indicador de una característica de la distribución, en este caso la pobreza. Un índice es una función que toma una distribución entera y la “colapsa” o sintetiza en un número (escalar). En particular, un índice de pobreza es una función $P(x)$ que toma una distribución empírica x , es decir, un vector de N valores, y la transforma en un solo número que indica el grado de pobreza

$$P(x): \mathfrak{R}^N \rightarrow \mathfrak{R}$$

La gran ventaja de este proceso es que ahora, al tener escalares, los podemos comparar con facilidad y establecer un *orden completo*: la comparación de escalares no ofrece ambigüedades, en contraste con la comparación de distribuciones, que es engorrosa y usualmente genera resultados ambiguos. Naturalmente, el proceso de resumir una distribución en un índice tiene un costo, ya que implica necesariamente omitir información. Los índices, de hecho, se diferencian en la información que omiten de la distribución.

4.5.1. Axiomas

Antes de postular distintos índices, es metodológicamente más conveniente acordar inicialmente un conjunto de propiedades deseables para todo indicador de privaciones. Sen (1976) propuso un enfoque axiomático para la medición de la pobreza absoluta basado en tres propiedades básicas:

- *Foco*: El indicador de pobreza debe depender solo de los ingresos de las personas pobres.³⁵
- *Monotonicidad*: Una reducción en el ingreso de un pobre debe aumentar el indicador de pobreza.
- *Transferencia*: Una transferencia de un individuo pobre a otro más pobre (que no cambie sus posiciones relativas) debe reducir el indicador de pobreza.

Nótese que el axioma de foco toma partido por la medición de la pobreza absoluta, y no relativa, al excluir de la consideración cualquier cambio en la situación de los no pobres. La propiedad de monotonicidad implica una preocupación no solo por el número de pobres, sino por su nivel de vida relativo a la línea de la pobreza. Finalmente, el axioma de transferencia exige que el indicador sea especialmente sensible al cambio en el ingreso de los más pobres, o de forma equivalente, que sea sensible a la distribución del ingreso dentro del grupo de las personas pobres.

A estas tres propiedades suelen agregarse dos axiomas razonables:

- *Simetría*: El indicador de pobreza no debe cambiar ante un reordenamiento de unidades.
- *Invarianza a las réplicas*: El indicador de pobreza de una población debe ser igual al de una réplica m veces de esa población.

La propiedad de simetría asegura la medición anónima de la pobreza. Supóngase una sociedad con tres individuos llamados A , B y C , cuyos ingresos son 20, 30 y 70, respectivamente. Si ahora sus ingresos cambian a 70, 20 y 30, respectivamente la evaluación de la pobreza debería permanecer inalterada.

³⁵ Los axiomas están expresados en términos de pobreza de ingreso, pero naturalmente se aplican a cualquier otro indicador de bienestar.

De acuerdo con la propiedad de invarianza a las réplicas, si a la población original de A , B y C con ingresos 20, 30 y 70, se agregan otras tres personas $-D$, E y $F-$ con ingresos también de 20, 30 y 70, respectivamente, entonces la medida de pobreza de la nueva sociedad de 6 miembros (una réplica 2 veces de la sociedad original) no debería diferir de la pobreza inicial. Nótese que el *número de pobres* no sería un indicador aceptable bajo este criterio. Este axioma, de amplia difusión en la literatura distributiva, tiene implicancias no compartidas por todos los analistas. Supóngase que en un período de crecimiento poblacional el porcentaje de personas pobres se reduce, pero el número de pobres aumenta (esta, de hecho, es una situación que ha ocurrido en varios países de América Latina). El axioma de invarianza a las réplicas implica que la pobreza es ahora un problema menos serio, evaluación que no todos compartirán en la práctica ante la observación de un número creciente de personas carenciadas.³⁶

A partir de las cinco propiedades básicas listadas arriba se ha desarrollado una vasta literatura que ha extendido y discutido el conjunto de axiomas, y derivado una multitud de índices.³⁷ Pese a las restricciones que implican el respeto por los axiomas, el conjunto posible de indicadores es enorme. Atkinson (1987) propone restringir las medidas de pobreza a la familia de funciones aditivas separables y simétricas de la forma

$$(4.9) \quad P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(x_i, z)$$

donde N es el tamaño de la población. En términos continuos,

$$(4.9 \text{ bis}) \quad P = \int_0^{\infty} p(x, z) f(x) dx$$

La función $p(x_i, z)$ es un indicador individual de pobreza: es lo que cada individuo suma al indicador agregado P . Para que la función propuesta por Atkinson cumpla con los axiomas básicos de Sen (1976), la función de pobreza individual $p(\cdot)$ debe cumplir estas propiedades:

$$(\text{foco}) \quad p(x_i, z) = 0 \text{ si } x_i \geq z, \quad p(x_i, z) > 0 \text{ si } x_i < z$$

$$(\text{monotonicidad}) \quad \frac{\partial p(x_i, z)}{\partial x_i} < 0 \text{ si } x_i < z$$

³⁶ Ver Chakravarty y Kanbur (2006).

³⁷ Por ejemplo, Kakwani (1980) propone la propiedad de sensibilidad a las transferencias: el aumento de la pobreza que se genera luego de una transferencia de una persona pobre a otra no tan pobre debe ser menor cuanto mayor es el ingreso inicial de las personas involucradas en la transferencia. Ver Zheng (1997) para un listado de axiomas alternativos.

$$\text{(transferencia)} \quad \frac{\partial^2 p(x_i, z)}{\partial x_i^2} > 0 \text{ si } x_i < z$$

$$\text{lo que implica que } \left| \frac{\partial p(x_i, z)}{\partial x_i} \right| > \left| \frac{\partial p(x_j, z)}{\partial x_j} \right| \text{ si } x_i < x_j < z$$

Teniendo presente este conjunto de axiomas y propuestas sobre formas funcionales, veamos ahora algunos indicadores de pobreza concretos usados en la práctica.

4.5.2. Tasa de incidencia

El procedimiento más sencillo de agregación consiste en contar a las personas pobres y dividir ese número por el total de la población. El indicador resultante, conocido como “tasa de incidencia de la pobreza”, “índice de recuento” o simplemente “tasa de pobreza” (*poverty headcount ratio* en inglés), es entonces la proporción de personas con ingreso (u otra *proxy* de nivel de vida) x_i inferior a la línea de pobreza z . Analíticamente, para poblaciones continuas la tasa de incidencia H se define como

$$(4.10) \quad H = F(z) = \int_0^z f(x) dx$$

donde $F(x)$ es la función de distribución de x y $f(x)$ su función de densidad. Para una población discreta, si N_p es el número de personas en el conjunto de individuos pobres \mathfrak{S}_p , entonces

$$(4.11) \quad H = N_p / N$$

Para expresar analíticamente este índice vamos a introducir una ligera sofisticación en la notación, que nos será útil más adelante.

$$(4.12) \quad H = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(x_i < z)$$

La función “indicadora” $1(\cdot)$ vale 1 si la persona es pobre y 0 si no lo es, por lo que la sumatoria de la ecuación anterior es simplemente el número de personas pobres, y H es entonces la proporción de individuos pobres en la población.

El *headcount* es el indicador conceptualmente más tangible y sencillo de calcular e interpretar, propiedades que le han garantizado una gran popularidad, no solo en el debate de política y en la prensa, sino también en la literatura académica.

La extrema sencillez trae aparejados problemas. Nótese que la tasa de incidencia no

cumple con las propiedades de monotonidad y transferencia. Una caída en el ingreso de un pobre no cambia el número de personas en \mathfrak{F}_p , y por ende no afecta a H . Esta falencia en captar la intensidad o grado de la pobreza puede llevar a situaciones en las que el fracaso del indicador es evidente. Supóngase un gobernante maquiavélico (no es difícil imaginar alguno en la historia de América Latina) solo interesado en mostrar avances en los indicadores sociales, pero en nada preocupado por el bienestar de su pueblo. Supóngase que en su país existe una persona C cuyo ingreso es 50 centavos inferior a la línea de la pobreza. Este gobernante puede quitar un peso al más pobre de los pobres y entregárselo a C . Con esta simple maniobra la pobreza, medida por la tasa de incidencia H , ¡habrá caído! Es claro que se trata de una transferencia regresiva que ha empeorado la situación del más pobre, y por ende altamente negativa desde el punto de vista social. Sin embargo el *headcount* refleja una caída en la pobreza como resultado de la transferencia. Vinculado con este hecho, nótese que si la meta social fuera reducir la pobreza medida por la tasa de incidencia, se privilegiarían las políticas que favorecen a los menos pobres dentro del conjunto \mathfrak{F}_p , por ser las más costo-efectivas en términos del objetivo planteado.

Este indicador tiene otro problema relacionado: exagera la visión de la pobreza como un fenómeno de “todo o nada”. Nótese que $1(x_i < z)$ en H de la ecuación (4.12) es un caso particular del indicador individual de pobreza $p(x_i, z)$ de la ecuación (4.9): lo que una persona suma al indicador agregado de pobreza es o bien 0, o bien 1, sin matices. Los siguientes indicadores alivian estos problemas, pero al costo de aumentar en algo la complejidad en el cálculo y la interpretación.

4.5.3. Brecha de la pobreza

En este indicador, conocido en inglés como *poverty gap*, la contribución de cada individuo en \mathfrak{F}_p a la pobreza agregada es igual a su distancia proporcional (o brecha) respecto de la línea z . En términos continuos

$$(4.13) \quad BP = \int_0^z \left(1 - \frac{x}{z}\right) f(x) dx = \int_0^\infty \left(1 - \frac{x}{z}\right) 1(x < z) f(x) dx$$

y en términos discretos,

$$(4.14) \quad BP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(1 - \frac{x_i}{z}\right) 1(x_i < z)$$

El término $(1 - x_i/z)$ es la brecha individual de la pobreza.³⁸ El indicador BP es la suma de estas brechas individuales para las personas pobres, dividido por la población total. Nótese

³⁸ A veces se denomina como *brecha* a $(z - x)$ y como *brecha normalizada* a $(z - x)/z$.

que la brecha se reduce con x_i , por lo que la contribución de i a la pobreza total es mayor cuanto menor es su nivel de vida x_i .

Operando sobre (4.14) y dividiendo y multiplicando el segundo término por H ,

$$(4.15) \quad BP = H - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{H} 1(x_i < z) \frac{H}{z} = H - \frac{\mu^p H}{z} = H \left(1 - \frac{\mu^p}{z} \right)$$

donde μ^p es el ingreso medio del conjunto \mathfrak{F}_p . El indicador de brecha de la pobreza BP resulta ser igual a la tasa de incidencia multiplicada por la brecha de la pobreza del individuo pobre promedio (o *income gap ratio*). Es posible un reordenamiento adicional para arribar a

$$(4.16) \quad BPzN = N_p(z - \mu^p)$$

El lado derecho de esta ecuación es el producto del número de pobres multiplicado por el promedio de lo que requieren para alcanzar la línea z .³⁹ El índice BP multiplicado por zN es entonces igual al ingreso total necesario para eliminar la pobreza en la población. La ecuación (4.16) sugiere que si el Gobierno pudiera transferir a cada persona pobre estrictamente la diferencia $(z - x_i)$, si no hubieran costos administrativos de hacerlo, si el costo de financiar esta política no recayera en los pobres ni en individuos marginalmente no pobres (de modo de convertirlos en pobres), y si los ingresos de estas personas no se redujeran ante la presencia de este programa de transferencias (por ejemplo, trabajando menos), entonces el costo de reducir a cero la pobreza sería $BPzN$. Naturalmente, todas estas condiciones no se cumplen en la práctica por lo que el costo real de eliminar la pobreza posiblemente sea mayor, pero de cualquier forma la interpretación del índice BP sigue siendo ilustrativa.

El índice de brecha de la pobreza es un avance respecto de la tasa de incidencia H ya que cumple con la propiedad de monotonicidad. Sin embargo, una transferencia entre personas pobres que no cambie el estatus de pobre de ninguna de ellas no afecta la medida agregada de pobreza: el indicador BP viola la propiedad de transferencia.

4.5.4. El indicador FGT

En un artículo clásico, Foster, Greer y Thorbecke (1984) proponen la siguiente *familia* de indicadores de pobreza

$$(4.17) \quad FGT(\alpha) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(1 - \frac{x_i}{z} \right)^\alpha 1(x_i < z), \alpha \geq 0$$

³⁹ A este término dividido por N se lo conoce como *déficit de pobreza*.

o en términos continuos

$$(4.18) \quad FGT(\alpha) = \int_0^z \left(1 - \frac{x}{z}\right)^\alpha f(x) dx, \quad \alpha \geq 0$$

Nótese que el índice FGT (el nombre, obviamente, responde a sus creadores) es un caso particular del conjunto de indicadores de la ecuación (4.9) en el que

$$(4.19) \quad p(x_i, z) = \left(1 - \frac{x_i}{z}\right)^\alpha \text{ si } x_i < z \text{ y } 0 \text{ en otro caso.}$$

Existe un índice de pobreza FGT para cada valor del parámetro α , el cual define la estructura con la que se pondera a cada individuo pobre para arribar al índice agregado. Cuando $\alpha=0$ todos los pobres se ponderan de la misma forma en el índice. De hecho, el FGT(0) es igual a la tasa de incidencia H . Cuando $\alpha=1$ cada pobre “aporta” al indicador agregado su brecha individual de la pobreza. El FGT(1) es igual al indicador de brecha de la pobreza BP . Cuando $\alpha > 1$, la función $(1-x_i/z)^\alpha$ se vuelve convexa, por lo que el “aporte” de los individuos más pobres se hace proporcionalmente más grande: el indicador le da particular relevancia al nivel de vida de los más pobres. En un extremo, cuando α tiende a infinito, solo la brecha de pobreza del individuo con más privaciones adquiere relevancia en las comparaciones de pobreza.⁴⁰

En la práctica la mayoría de los investigadores usan el FGT con parámetros 0, 1 y 2. Al FGT(2) se lo conoce como indicador de “profundidad” o “severidad” de la pobreza, o índice de brecha cuadrática de la pobreza y, a diferencia del FGT(0) y FGT(1), cumple conjuntamente con las propiedades de foco, monotonidad y transferencia.

Para comprender estas diferencias utilicemos un poco de cálculo. Supongamos que cambiamos marginalmente el ingreso de una persona i de modo tal que no cambie su estatus de pobreza; es decir

$$(4.20) \quad dx_i \text{ tal que } l(x_i < z) = l(x_i + dx_i < z)$$

En ese caso, a partir de (4.17)

$$(4.21) \quad dFGT(\alpha) = -\frac{\alpha}{Nz} \left(1 - \frac{x_i}{z}\right)^{\alpha-1} l(x_i < z) dx_i$$

Para casos particulares de valores de α

⁴⁰ Este criterio se ajusta al enfoque Rawlsiano a desarrollar en el capítulo 6.

$$(4.22) \quad \begin{aligned} dFGT(0) &= 0, & dFGT(1) &= -\frac{1}{Nz} l(x_i < z) dx_i \\ dFGT(2) &= -\frac{2}{Nz} \left(1 - \frac{x_i}{z}\right) l(x_i < z) dx_i \end{aligned}$$

Nótese que un pequeño cambio en el ingreso de i que no altera su estatus de pobreza no afecta el FGT si la persona en cuestión es no pobre (propiedad de foco). En cambio, si la persona es pobre el FGT cambia, salvo cuando $\alpha=0$. De hecho, el $FGT(0)=H$ es el único indicador de la familia FGT que no cumple monotonicidad.

Supongamos ahora una transferencia de ingreso entre dos personas i y j tal que

$$(4.23) \quad dx_i = -dx_j \text{ tal que } l(x_i < z) = l(x_i + dx_i < z), l(x_j < z) = l(x_j + dx_j < z)$$

En este caso,

$$(4.24) \quad dFGT(\alpha) = -\frac{\alpha}{Nz} \left[\left(1 - \frac{x_i}{z}\right)^{\alpha-1} l(x_i < z) - \left(1 - \frac{x_j}{z}\right)^{\alpha-1} l(x_j < z) \right] dx_i$$

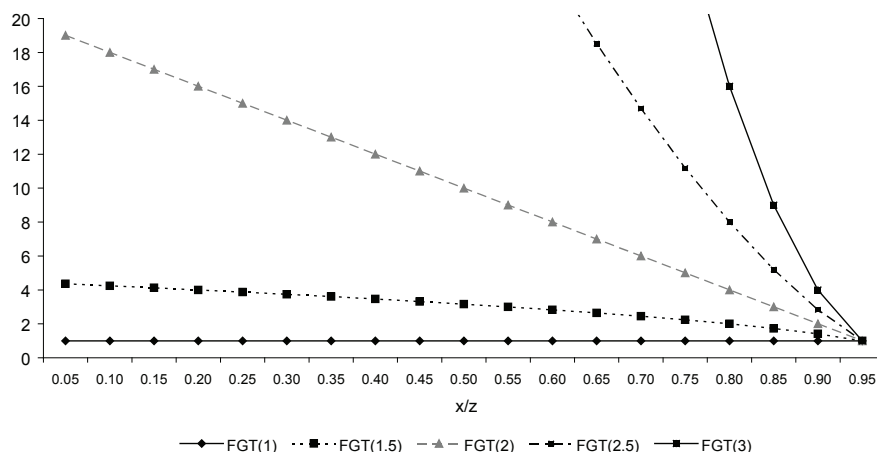
En el caso en que la transferencia se produzca entre dos personas pobres,

$$(4.25) \quad \begin{aligned} dFGT(0) &= 0, & dFGT(1) &= 0 \\ dFGT(2) &= -\frac{2}{N} \left(\frac{x_j - x_i}{z}\right) \frac{dx_i}{z} \end{aligned}$$

Una transferencia de ingresos entre dos personas pobres no afecta ni el $FGT(0)$, ni el $FGT(1)$, pero sí el $FGT(2)$. Supongamos que $dx_i = -dx_j > 0$ y $x_i < x_j$, lo cual implica que la transferencia va desde la persona de mayor ingreso j hacia la de menor ingreso i entre las dos involucradas en el ejercicio. De la ecuación de arriba se desprende que esta transferencia igualadora implica $dFGT(2) < 0$, es decir una caída en la pobreza. La “profundidad” de la pobreza ha disminuido ante esta transferencia igualadora de ingresos dentro del grupo de los pobres. La ecuación (4.25) nos sirve para identificar los factores que afectan el tamaño de la caída en el $FGT(2)$: (i) el tamaño de la población – cuanto mayor es esta, menos relevante es para la pobreza agregada una transferencia entre solo dos personas, (ii) el tamaño de la transferencia en relación con la línea de la pobreza dx/z , y (iii) la brecha de ingresos entre las dos personas involucradas en la transferencia, como proporción de z .

La figura 4.9 ayuda a comprender la estructura de ponderación implícita en cada indicador FGT. El gráfico ilustra en el eje horizontal el ingreso como proporción de la línea de pobreza z para personas pobres ($x/z < 1$). En el eje vertical se ilustra el ratio entre el cambio en el FGT resultante de una transferencia (pequeña) a una persona con brecha x/z respecto del cambio en el FGT resultante de una transferencia a alguien con $x/z=0.95$, es decir una persona pobre pero con ingresos muy cercanos a la LP.

Figura 4.9
Comparación de ponderadores implícitos
en indicadores FGT



Nota: Ratio entre el cambio en el FGT resultante de una pequeña transferencia a una persona con brecha x/z respecto del cambio en el FGT resultante de una transferencia a una persona con $x/z=0.95$.

La curva del FGT(1) es plana en el valor 1, lo cual es reflejo de la insensibilidad del indicador a transferencias entre las personas pobres. El resto de las curvas tiene pendiente negativa, indicando que un peso en manos de una persona muy pobre –en términos de la brecha x/z – es más valioso que en manos de una persona no tan pobre. En el caso del FGT(2) la curva es lineal indicando proporcionalidad del ratio respecto del valor x/z . En el caso de valores superiores a 2, el ratio toma valores muy altos, que se escapan del gráfico. Por ejemplo, mientras que el ratio para una persona con ingreso 15% de la LP respecto de una con ingreso 95% es 4.132 en el caso del FGT(1.5) y 17 para el FGT(2), se vuelve 70 para el FGT(2.5) y 289 para el FGT(3). Estos valores extremos hacen que la casi totalidad de la literatura distributiva se concentre en los FGT con α entre 0 y 2, y en particular en los valores enteros 0, 1 y 2.

El siguiente ejemplo ayuda a comprender la diferencia en el funcionamiento de los índices FGT en la práctica. Supóngase una sociedad compuesta por 5 personas, de las cuales dos, llamadas A y B, tienen ingresos por debajo de la línea de la pobreza, fijada en 20 pesos. En la primera línea del cuadro 4.3 los ingresos de estos dos individuos pobres son 5 y 15, y el FGT(0) resulta ser 0.4 (el 40% de la población es pobre), el FGT(1) es 0.2 y el FGT(2) es 0.125. En la situación 2 el ingreso de ambas personas pobres cae, lo cual no afecta al FGT(0), pero sí al resto de los indicadores, que aumentan. El caso 3 es una transformación del caso 1,

en el que la persona más pobre (A) pierde 2 pesos y la menos pobre (B) los gana, pero sigue por debajo del umbral de 20 pesos. Esta “transferencia” no afecta el FGT(1) pero sí al FGT(2) que aumenta respecto de la situación 1.

Cuadro 4.3 Ejemplos de funcionamiento de los FGT

Situación	Ingresos		FGT(0)	FGT(1)	FGT(2)
	Persona A	Persona B			
1	5	15	0.400	0.200	0.125
2	3	13	0.400	0.240	0.169
3	3	17	0.400	0.200	0.149
4	3	19	0.400	0.180	0.145
5	4	17	0.400	0.190	0.133

Nota: Pobreza computada sobre una sociedad de cinco personas, dos de las cuales (A y B) son pobres y las restantes tres no pobres. Línea de la pobreza = 20.

Las situaciones 4 y 5 pueden compararse con la 3: en la 4 se le suman 2 pesos adicionales a B, y en la 5, 1 peso a A. El FGT(1) reporta una mayor caída en la pobreza agregada en el caso 4, mientras que el FGT(2), que pondera con más intensidad a la persona más pobre, reporta que la caída ha sido mayor en el caso 5.

4.5.5. Otros indicadores

Como mencionamos, la literatura distributiva ha generado una profusión de indicadores alternativos de pobreza. En esta sección presentamos algunos de los más usados.

Indicador de Sen

Amartya Sen propone el siguiente indicador vinculado con la brecha de la pobreza que tiene en cuenta el grado de desigualdad entre las personas pobres:

$$(4.26) \quad P_S = H \left(1 - (1 - G^p) \frac{\mu^p}{z} \right)$$

donde μ^p es el ingreso medio de los pobres y G^p es el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso entre las personas pobres. El Gini es un indicador de desigualdad que desarrollaremos en el capítulo 6. P_S cumple con la propiedad de transferencia: una transferencia de una persona muy pobre a otra pobre con mayor ingreso aumenta G^p y en consecuencia el grado de pobreza medido con P_S .

La ecuación de arriba puede reescribirse como

$$(4.27) \quad P_s = H(\beta + (1 - \beta)G^p)$$

donde $\beta = (1 - \mu^p/z) < 1$. Con un poco de álgebra, y recordando que $BP = H\beta$, se llega a

$$(4.28) \quad P_s = HG^p + BP(1 - G^p)$$

El indicador de pobreza de Sen es un promedio ponderado de H y BP , donde el ponderador es el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso de los pobres. Nótese que P_s se incrementa si aumenta el número de pobres (H), la brecha de la pobreza (BP) o la desigualdad entre los pobres (G^p), dado que $H > H\beta = BP$.

Índice de Chakravarty

El índice de Chakravarty (1983) P_c se define como

$$(4.29) \quad P_c = 1 - \frac{b^*}{z}$$

donde b^* es el llamado “ingreso medio equivalente de los ingresos básicos b^* ”, definido como

$$(4.30) \quad W(b^*, \dots, b^*) = W(b_1, \dots, b_N)$$

donde $W(\cdot)$ es una función de bienestar social agregado cuyos argumentos son los ingresos de las personas y $b_i = \min\{x_i, z\}$ es el componente básico del ingreso. En consecuencia, si hay p personas pobres

$$(4.31) \quad W(b^*, \dots, b^*) = W(x_1, \dots, x_p, z, \dots, z)$$

Para encontrar b^* es necesario recorrer tres pasos: (i) asignar a cada persona su componente básico del ingreso (x para todo individuo pobre y z para todo no pobre), (ii) postular una función W y evaluarla en el vector de los componentes básicos del ingreso, y finalmente (iii) buscar el valor b^* que al ser asignado a toda la población genera un W semejante al encontrado en el punto (ii).

Nótese que, si nadie en la población tuviera ingresos inferiores a la LP, entonces $b_i = z$ para todos los individuos, por lo que $b^* = z$ y $P_c = 0$. En el caso del conjunto \mathfrak{P}_p no vacío, si el ingreso de una persona pobre cae, se reduce el lado derecho de la ecuación (4.30), por lo que debe disminuir b^* en el lado izquierdo, y en consecuencia aumenta P_c . Finalmente, nótese que, si la función W refleja aversión a la desigualdad, una transferencia de un individuo muy pobre a otro menos pobre reduce W y por ende disminuye b^* , y aumenta P_c .

El índice de pobreza de Chakravarty es similar a uno de los indicadores de desigualdad más populares: el índice de Atkinson. Es recomendable volver a esta sección una vez que se estudie la medida de Atkinson en el capítulo 6 del libro.

Índice de Watts

Este índice, propuesto por Watts (1968), toma la siguiente forma (en términos continuos):

$$(4.32) \quad P_w = \int_0^H \ln[z/x] dp$$

donde $p=F(x)$. El índice de Watts es la suma para el grupo de los pobres del déficit de ingreso $\ln[z/x]$. Derivando con respecto del tiempo y asumiendo que H no cambia.

$$(4.33) \quad \frac{\partial P_w}{\partial t} = - \int_0^H \frac{\partial \ln x}{\partial t} dp$$

El cambio en el índice de Watts en el tiempo es igual a (menos) la suma de los cambios proporcionales del ingreso para el grupo de las personas pobres. Vamos a retomar la discusión de este indicador en el capítulo 8, al analizar los instrumentos para medir el crecimiento pro-pobre.

Familias de indicadores

Los indicadores que satisfacen las condiciones de foco, monotonicidad, simetría e invarianza a las réplicas conforman la *clase de primer orden* de índices de pobreza. Los que, adicionalmente, cumplen con la propiedad de transferencia conforman la *clase de segundo orden*.

Los indicadores que satisfacen los cinco axiomas mencionados y que pueden expresarse en términos de la brecha $z-x$ pertenecen a la clase de los llamados “índices generalizados de brecha de pobreza” (Jenkins y Lambert, 1997). Un subconjunto de estos lo componen aquellos índices que pueden expresarse en función de la brecha relativa $(1 - x/z)$. Los indicadores FGT con $\alpha > 1$, Chakravarty y Watts pertenecen a esta última clase.

4.5.6. Los indicadores de pobreza en la práctica

Hemos visto solo una pequeña muestra del vasto conjunto de indicadores de pobreza existentes.⁴¹ En rigor, no es difícil postular algún índice que cumpla con las condiciones

⁴¹ Anand (1977), Blackorby y Donaldson (1980), Clark, Hemming y Ulph (1981), Kakwani (1980), Takayama (1979) y Thon (1979), entre otros, publicaron sus propuestas en revistas académicas de gran prestigio, pero sin mucho éxito en convencer al público u otros investigadores de su uso en trabajos empíricos. Ver Foster (1984) para una revisión de esta literatura.

básicas para medir pobreza. En la práctica, resulta engorroso calcular, y en especial leer, un trabajo que presente un gran número de indicadores alternativos. La literatura sobre pobreza en general, y aquella especializada en América Latina en particular, se ha ido inclinando por presentar solo los indicadores FGT para valores alternativos de α , típicamente 0, 1 y 2.

La tasa de incidencia –FGT(0)– es la medida más clara y tangible, y por ende fácilmente comunicable. La brecha de pobreza –FGT(1)– es también una medida intuitiva, que a diferencia del *headcount* permite medir la intensidad de la pobreza, de lo que deriva su uso extendido. Finalmente, el FGT(2) es una medida simple relacionada a las anteriores, y que cumple con todos los axiomas básicos de medición, por lo que también es frecuentemente utilizada.

Como fue mencionado arriba, la enorme mayoría de las discusiones de política económica, aún las que se desarrollan en ámbitos académicos, se basan en la tasa de incidencia. Es paradójico el contraste entre, por un lado, una vasta literatura teórica que ha desarrollado un marco analítico riguroso y sofisticado de medición, y por otro lado la práctica, en la que el indicador más primitivo, que de hecho no cumple con dos de los tres axiomas básicos de medición, ocupa el lugar central. Nuestra recomendación para un analista en temas empíricos de pobreza es no descartar ninguna de las dos alternativas. Concentrarse solo en la tasa de incidencia implica potencialmente dejar de lado aspectos relevantes de la pobreza que el indicador sencillo ignora; mientras que desechar ese índice por rudimentario restringe fuertemente el ámbito de interacción y las posibilidades de comunicar y discutir resultados.

El cuadro 4.4 presenta estadísticas sobre pobreza en una muestra de países de América Latina para 1997, utilizando las 3 variantes más usuales del FGT. Nótese que, aunque la mayoría de los resultados cualitativos son robustos a cambios en el indicador, existen algunas variaciones en el ranking entre países como consecuencia de utilizar parámetros diferentes en el FGT. Por ejemplo, el porcentaje de personas con menos de 2.5 dólares por día (a PPA) era en 1997 superior en Paraguay que en Panamá, pero la brecha de la pobreza – FGT(1) – y el indicador de severidad – FGT(2) – eran mayores en el país centroamericano.

Cuadro 4.4
Pobreza en América Latina, 1997
Valores de FGT(0), FGT(1) y FGT(2)

País	Valores			Ranking		
	FGT(0)	FGT(1)	FGT(2)	FGT(0)	FGT(1)	FGT(2)
Argentina	10.0	4.5	3.0	2	3	3
Bolivia	33.8	17.2	11.8	11	11	13
Brasil	28.3	13.2	8.7	9	8	9
Chile	10.3	3.3	1.7	3	2	2
Costa Rica	15.0	6.1	3.9	4	4	4
Ecuador	36.5	17.4	11.5	12	12	12
Honduras	44.5	19.7	11.4	13	13	11
México	25.7	10.7	6.1	5	5	5
Panamá	25.8	14.7	10.9	6	10	10
Paraguay	26.7	13.0	8.5	7	7	8
Perú	32.3	14.3	8.4	10	9	7
Uruguay	3.5	1.0	0.5	1	1	1
Venezuela	27.9	11.9	7.4	8	6	6

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Línea de pobreza internacional de USD 2.5 por día por persona.

4.6. Robustez y significatividad

El material cubierto en las secciones anteriores sugiere que las cuestiones de identificación y agregación conllevan decisiones complejas, que involucran aspectos que van desde lo puramente estadístico, a lo biológico o ético. Consecuentemente, aseveraciones aparentemente simples como “la pobreza en Colombia se redujo en 8 puntos entre 2002 y 2009” son consecuencia de una gran cantidad de decisiones adoptadas respecto a qué se entiende por pobreza, cómo se determina quién es pobre, y cómo se llega a un indicador agregado.

El problema de la robustez de las estimaciones de pobreza, es decir de su consistencia ante cambios metodológicos, es relevante aun dentro del paradigma simplificado de las privaciones monetarias computadas sobre la base de información de encuestas de hogares. En este caso, el valor preciso de la pobreza dependerá de (i) la medición de la variable monetaria que aproxima el bienestar individual (ingreso o consumo, per cápita o por adulto equivalente, etc.), (ii) la línea de pobreza utilizada, (iii) el indicador escogido y (iv) la muestra seleccionada para efectuar el cálculo.

Los problemas referidos a la primera cuestión serán tratados más adelante, en la sección 4.8 de este capítulo. La presente sección cubre las cuestiones referidas a la variabilidad inducida por la elección de la línea de pobreza y el tipo de indicador agregado, y los problemas generados por la variabilidad muestral. El primer tema hace referencia a la robustez ordinal de la medición de la pobreza, mientras que el segundo alude a la significatividad estadística.

4.6.1. Robustez ordinal

Desde una perspectiva pragmática, existen dos formas de abordar los problemas generados por las posibles discrepancias en la elección de la LP y del índice de pobreza. La primera consiste en ahondar en cuestiones conceptuales que justifican una elección metodológica determinada. El problema de las arbitrariedades en las formas de medición tendería a resolverse cuanto más se consensúen “buenas prácticas” metodológicas. Sin embargo, como hemos discutido extensamente, en un punto las decisiones fundamentales acerca de la elección de la LP y del indicador agregado se vuelven inevitablemente arbitrarias.

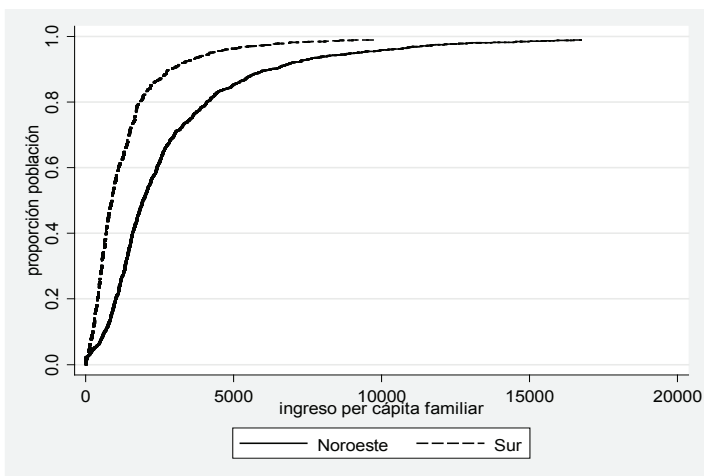
Una segunda aproximación consiste en buscar condiciones bajo las cuales los resultados sean poco sensibles a estas decisiones. Un paso fundamental en esta búsqueda de consensos consiste en restringirnos a comparaciones ordinales y no cardinales. Consideremos una aseveración de tipo ordinal: “la pobreza en el país *A* es superior a la del país *B*”. La pregunta clave es: ¿existen condiciones generales bajo las cuales es posible sostener este ranking para cualquier índice y cualquier LP? En síntesis, estamos buscando condiciones que garanticen robustez ordinal en la medición de la pobreza.

Comencemos con un ejemplo simple, asumiendo que la función de distribución en el país *A* está siempre por arriba de la función en *B*, es decir $F_A(x) > F_B(x)$, para todo x . En este caso se dice que *B* “domina en sentido estocástico de primer orden” a *A*.⁴² Si eso ocurre es claro que para cualquier valor de la línea de pobreza z , $F_A(z) > F_B(z)$. Dado que $H = F(z)$, entonces se cumple que la tasa de incidencia de la pobreza en *A* es siempre superior a la de *B* con independencia de la LP elegida.

La figura 4.10 muestra un ejemplo de dominancia estocástica de primer orden para el caso de dos regiones en México. Para todos los valores de ingresos, la curva perteneciente al Noroeste está por debajo de aquella perteneciente al Sur, por lo que es claro que la proporción de pobres (la tasa de incidencia) en el Noroeste es inferior a la del Sur, para cualquier línea de pobreza.

⁴² En algunos casos se utiliza también el término “dominancia distributiva de primer orden” (Cowell, 2000).

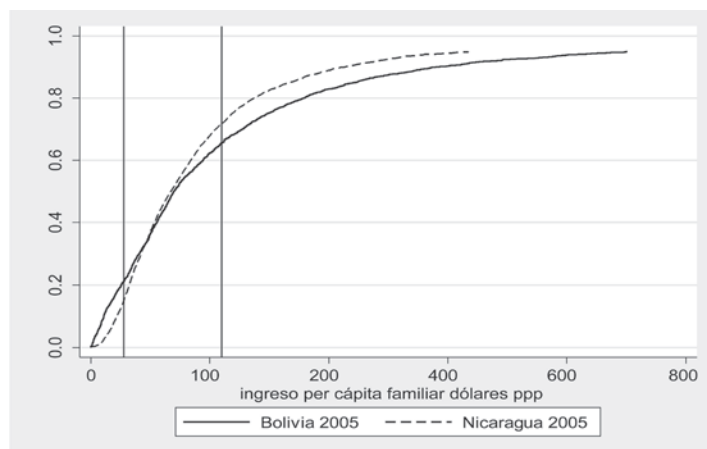
Figura 4.10
Dominancia estocástica de primer orden
Función de distribución del ingreso per cápita familiar
Noroeste y Sur de México, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH, 2006.

Consideremos ahora el caso de las distribuciones de ingresos de Bolivia y Nicaragua, para el año 2005. En este caso las funciones de distribución acumuladas estimadas se cruzan, lo cual sugiere que elecciones alternativas de la línea de pobreza pueden llevar a conclusiones distintas acerca de la comparación de pobreza entre los dos países. De hecho, con una LP de 1.25 dólares diario la tasa de incidencia es mayor en Bolivia, pero con una de 2.5 dólares diarios, la tasa de pobreza es superior en Nicaragua.

Figura 4.11
Ausencia de dominancia estocástica de primer orden
Función de distribución del ingreso per cápita familiar
Bolivia y Nicaragua, 2005



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de ECH (Bolivia) y EMNV (Nicaragua), 2005.

Nota: valores de ambos países expresados en córdobas mensuales de 2005. Las dos líneas verticales corresponden a las LP de 1.25 y 2.5 dólares por día por persona, respectivamente, expresadas en córdobas.

Es posible extender el resultado de robustez ordinal para un conjunto más amplio de indicadores: aquellos que satisfacen las condiciones de foco, monotonicidad, simetría e invarianza a las réplicas. En resumen, para todo índice de pobreza P de la clase de primer orden, si $F_A(x) \geq F_B(x)$ en todo el soporte de x , entonces $P_A(z) \geq P_B(z)$. Una alternativa para chequear esta posibilidad es graficar $\Delta(z) = F_A(z) - F_B(z)$ y verificar si cruza para algún z el eje horizontal.

A la hora de implementar este criterio de dominancia son varias las cuestiones a considerar. En primer lugar el criterio es muy estricto ya que exige dominancia en todo el soporte de valores de x . En la práctica, puede ser que las funciones de distribución de A y B se crucen recién para un valor de x que resulta totalmente inverosímil como línea de pobreza (por ejemplo, un valor que implique una tasa de pobreza de 99%). En este caso es posible escribir una versión restringida del criterio de dominancia, limitando las comparaciones a rangos razonables de valores de z .

En segundo lugar es pertinente recordar del capítulo 2 que las funciones de distribución no son directamente observables. En general, se dispone de una estimación lo cual implica un problema de variabilidad muestral: que las funciones muestrales se crucen no significa que las poblacionales lo hagan, y viceversa. Consecuentemente, si bien la observación de las curvas muestrales de las funciones de distribución puede proveer alguna intuición acerca

de la condición de dominancia (un concepto claramente poblacional), es relevante acudir a algún *test* formal. Un procedimiento simple fue propuesto por Kaur, Prakasa Rao y Singh (1994). El test se basa en un estadístico t

$$(4.34) \quad t_{\min} = \min \frac{\Delta(x)}{S_{\Delta(x)}}$$

siendo $\Delta(x)=F_A(x)-F_B(x)$, y $S_{\Delta(x)}$ una estimación del error estándar de $\Delta(x)$. El test procede rechazando la hipótesis nula de no dominancia cuando es mayor que un nivel crítico de la distribución normal estándar. Intuitivamente, el test focaliza en la menor distancia entre las funciones de distribución estimadas para A y B , y concluye que la primera está por arriba de la segunda si estadísticamente lo está para la mínima diferencia. Un enfoque más moderno y sofisticado es del de Davidson y Duclos (2006) sobre la base del enfoque de verosimilitud empírica.

Como comentamos, el requisito estricto de dominancia requiere verificar su cumplimiento a lo largo de todo el soporte de la distribución de ingresos, es decir, el intervalo $[0, \infty)$. Es posible mostrar formalmente que es en general imposible implementar esta evaluación estadística a un punto de densidad muy baja (como en ocasiones los cercanos a cero). La intuición es clara: en dichos puntos la densidad es extremadamente baja como para garantizar conclusiones definitivas de significatividad estadística. Una alternativa es restringir la condición de dominancia a un rango, lo que restringe los resultados de robustez a índices que satisfacen las condiciones de clase de primer orden dentro de ese rango.⁴³

Hasta ahora hemos trabajado en términos de dominancia estocástica de primer orden. Evaluemos ahora algunos criterios menos estrictos. Puede definirse una curva de déficit de pobreza

$$(4.35) \quad P_D(z) = \int_0^z F(x)dx$$

que es la integral bajo la FDA. Si estas curvas de déficit de pobreza no se cruzan, se dice que hay dominancia estocástica de segundo orden. Resolviendo la integral de (4.35) por partes,

$$(4.36) \quad P_D(z) = zF(z) - \int_0^z f(x)xdx = zF(z) \left(1 - \frac{\mu^P}{z} \right) = zBP$$

⁴³ Ver Chen y Duclos (2008) para más detalles.

En consecuencia, si la curva de déficit de pobreza de A está sobre la curva de B , la pobreza medida por el indicador de brecha BP será superior en A .

Nótese que, ya que dominancia estocástica de primer orden implica dominancia estocástica de segundo orden, si las FDA no se cruzan, habrá robustez no solo en términos de la tasa de incidencia H , sino también del indicador de brecha BP . La recíproca no se cumple, dado que dominancia de segundo orden no implica dominancia de primer orden.

La literatura sobre robustez es extensa (ver Zheng, 2000). Por ejemplo, es posible mostrar que si la curva generalizada de Lorenz de A es dominada por la de B , la pobreza será mayor en A para cualquier línea z y para cualquier indicador de pobreza aditivo separable y que cumpla con la propiedad de transferencia (Lambert, 2001).

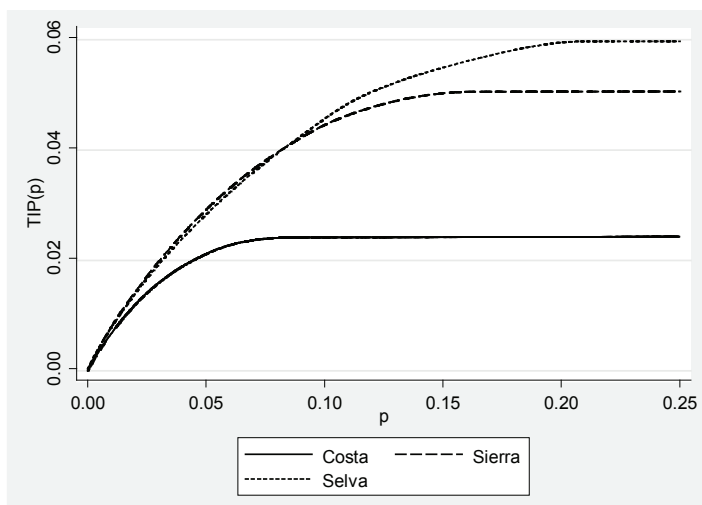
Jenkins y Lambert (1997) proponen una figura útil para ilustrar la magnitud de la pobreza y chequear robustez: el gráfico de las *tres I de la pobreza* (*incidence, intensity e inequality*) o TIP por sus siglas en inglés. Definamos con τ a la brecha de la pobreza normalizada $\tau = \max\{1-x/z, 0\}$, con $f_{\tau}(\tau)$ su función de densidad, y $F_{\tau}(\tau)$ su FDA. La TIP se define como

$$(4.37) \quad TIP(p) = \int_{\tau_0}^1 \tau f_{\tau}(\tau) d\tau \quad \text{siendo } F_{\tau}(\tau_0) = 1 - p$$

La curva muestra el valor acumulado per cápita hasta p de las brechas de pobreza normalizadas. Se trata de una función creciente y cóncava cuya pendiente se hace cero para $p = H$, alcanzando un valor máximo sobre el eje vertical igual a BP . El grado de concavidad de la curva TIP indica la velocidad a la que las brechas individuales de pobreza caen a medida que el ingreso crece, lo que sugiere el grado de desigualdad entre los pobres. Es posible probar (Lambert, 2001) que si la TIP de A está por encima de la de B para una línea dada z , entonces la pobreza será superior en A para toda línea menor o igual a z y para todo índice de pobreza del tipo aditivo, separable y expresado en términos de la brecha normalizada.⁴⁴ La figura 4.12 muestra las TIPs en las áreas urbanas de tres regiones de Perú, sugiriendo grados de pobreza superiores en la Selva y menores en la Costa.

⁴⁴ Lambert (2001) contiene un exhaustivo análisis de estos temas.

Figura 4.12
Gráfico TIP
Perú, áreas urbanas, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ECV, 2006.

Nota: LP de USD 2.5 por día por persona.

4.6.2. Significatividad estadística

La discusión anterior se centra en las discrepancias que se derivan de usar distintas líneas de pobreza y/o distintos índices. Esta subsección se focaliza en la variabilidad de los resultados introducida por la naturaleza aleatoria implícita en el uso de una muestra, en lugar de la población. Desde la perspectiva de lo estudiado en el capítulo 2, las cifras de pobreza que resultan de una muestra son en realidad estimaciones de las magnitudes poblacionales. Consecuentemente, es importante acompañar esas estimaciones con alguna medida de variabilidad muestral, como el desvío estándar o la varianza. Asimismo, aseveraciones tales como “la pobreza en el país A aumentó entre un año y otro” deberían ser sometidas al escrutinio de un procedimiento que permita aislar los efectos de la variabilidad muestral, tal como un test de hipótesis.

Consideremos primero el problema de estimar el error estándar de la familia de índices FGT, discutido anteriormente. Un estimador consistente para la varianza de $FGT(\alpha)$ es

$$(4.38) \quad V(FGT(\alpha)) = \frac{FGT(2\alpha) - FGT(\alpha)^2}{N}$$

el cual es fácil de computar habiendo obtenido previamente $FGT(\alpha)$ (Kakwani, 1993). De acuerdo con (4.38) un estimador de la varianza de la tasa de incidencia $H=FGT(0)$ resulta ser $(H-H^2)/N$, que de hecho es la conocida fórmula de la varianza de una proporción.

Siendo $FGT(\alpha)$ asintóticamente normal, puede construirse un intervalo de confianza asintótico al, por ejemplo, 95% de la siguiente forma

$$(4.39) \quad FGT(\alpha) \pm c_{0.025} \sqrt{V(FGT(\alpha))}$$

donde $c_{0.025}$ es el percentil 0.975 (que deja a la derecha al 0.025 de la masa de probabilidad) de la distribución normal estándar.

Este procedimiento presupone que los datos provienen de un muestreo aleatorio simple. En la práctica las muestras de hogares se basan en muestreos complejos, como los discutidos en el capítulo 3, por lo que en estos casos el método anterior puede resultar inapropiado, tal como lo sugieren Howes y Lanjouw (1998). Afortunadamente, el hecho de que la familia FGT admita descomposiciones aditivas permite implementar una solución simple, aprovechando los comandos disponibles para el tratamiento de muestreos complejos, tales como *svymean* en Stata.⁴⁵

Un camino alternativo para obtener errores estándar e intervalos de confianza es el de las técnicas de *bootstrap* o remuestreo. Como se discute en el capítulo 2, las ventajas del *bootstrap* provienen de su rápida disponibilidad para una gran variedad de índices, bajo mínimas condiciones de regularidad, además de proveer algunas mejoras con respecto a las aproximaciones asintóticas “de primer orden”, como las discutidas arriba para la familia FGT.⁴⁶ A modo de repaso, la versión más simple del *bootstrap* requiere (i) tomar una muestra de tamaño N (el tamaño muestral) de la muestra original *con reemplazo*, (ii) computar el índice de pobreza deseado y (iii) repetir el procedimiento B veces, con B grande. Este procedimiento genera B medidas de pobreza. Una estimación del error estándar del índice de pobreza deseado es, simplemente, el error estándar muestral de las B medidas obtenidas por el procedimiento *bootstrap*. Un intervalo de confianza al 95% se construye tomando el intervalo comprendido entre los percentiles 0.025 y 0.975 de la distribución *bootstrap* obtenida en este procedimiento. Ciertamente, esta versión “naïve” del *bootstrap* presupone que los datos provienen de un esquema de muestreo simple. Si bien existen técnicas de *bootstrap* para muestreos complejos, su uso para el análisis de la pobreza es todavía incipiente (Davison y Hinckley, 1997).

⁴⁵ Ver Jolliffe y Semykina (2000) para más detalles.

⁴⁶ Los resultados recientes de Davidson y Flachaire (2007) sugieren que los efectos de valores extremos hacia la derecha de la distribución de los ingresos, que afectan negativamente el desempeño del *bootstrap* para las medidas de desigualdad, tienen un efecto mucho menor en el caso de las medidas de pobreza.

La disponibilidad de un intervalo de confianza puede ser utilizada para implementar tests de hipótesis simples. El principio de dualidad entre estos conceptos sugiere que la hipótesis de que un parámetro es igual a, por ejemplo, cero, debería ser aceptada con un nivel 0.05 si el intervalo de confianza al 95% incluye al cero. En forma similar, dos estimaciones independientes son significativamente distintas si sus intervalos de confianza no se superponen.

El siguiente ejemplo, basado en datos de la Encuesta de Condiciones de Vida de Guatemala, ilustra estos conceptos. Mientras que la primer columna del cuadro 4.5 muestra estimaciones de los índices $FGT(0)$, $FGT(1)$ y $FGT(2)$, las restantes presentan estimaciones de los respectivos errores estándar y un intervalo de confianza para el 95% sobre la base de la fórmula asintótica descrita arriba. A modo de ejemplo del uso de esta información para construir un test de hipótesis, supongamos que el interés recae en la afirmación “la tasa de pobreza poblacional en Guatemala –medida por el $FGT(0)$ – es 30 para el año 2000”. Dado que el intervalo de confianza al 95% no incluye al 30, el test sugiere rechazar esta hipótesis, para un nivel de significatividad del 5%. Similarmente, nótese que en el caso del $FGT(0)$ los intervalos de confianza de las estimaciones en 2000 y 2006 se superponen, sugiriendo aceptar la hipótesis nula de ausencia de cambio entre esos años. Por el contrario, para el caso del $FGT(1)$ los intervalos no se superponen, lo cual indica que el aumento en la pobreza medido de esta forma es estadísticamente significativo.

Cuadro 4.5
Pobreza. Análisis de significatividad estadística
Computados sobre la base de fórmulas asintóticas
Guatemala, 2000 y 2006

Indicador	Estimación	Error estándar	Intervalo de confianza 95%	
Año 2000				
FGT(0)	34.6	0.341	33.9	35.2
FGT(1)	13.7	0.172	13.4	14.1
FGT(2)	7.7	0.128	7.5	8.0
Año 2006				
FGT(0)	34.0	0.259	33.4	34.5
FGT(1)	14.4	0.132	14.2	14.7
FGT(2)	8.2	0.091	8.0	8.3

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de gasto en consumo de la ENCOVI de Guatemala y la línea de USD 2.5 por día por persona.

A diferencia del cuadro 4.5 donde las estimaciones del error estándar de los estimadores se valen de fórmulas asintóticas, el cuadro 4.6 presenta resultados obtenidos mediante el método de *bootstrap*. Los resultados son, de todos modos, parecidos, manteniéndose la conclusión de ausencia de cambios significativos en la tasa de pobreza de Guatemala entre 2000 y 2006.

Si bien la estimación sugiere una reducción de la pobreza de 34.6 a 34.0, los intervalos de confianza se superponen marcadamente. Diferente es el caso de Brasil entre 1993 y 2007 (segundo panel del cuadro 4.6) donde la tasa de pobreza cae de 37.0 a 18.2, sin superposición en los intervalos de confianza, sugiriendo cambios estadísticamente significativos.

Cuadro 4.6
Análisis de significatividad estadística
Tasa de pobreza – FGT(0)
Guatemala y Brasil
Estimaciones por *bootstrap*

	Estimación	Error estándar	Intervalo de confianza 95%	
Guatemala				
2000	34.6	0.321	33.9	35.2
2006	34.0	0.234	33.5	34.4
Brasil				
1993	37.0	0.100	36.8	37.2
2007	18.2	0.066	18.1	18.3

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI de Guatemala y la PNAD de Brasil.

4.6.3. Significatividad económica

Aun cuando el cambio en un indicador de pobreza sea estadísticamente significativo, lo realmente relevante es si se trata de un cambio *económicamente* significativo. ¿Es el cambio observado en la tasa de pobreza de un país en un período determinado “grande”? ¿Qué magnitud del cambio en los indicadores determina que el desempeño en términos de reducción de pobreza sea evaluado como muy bueno, mediocre o malo? Es claro que se trata de preguntas ambiguas, por lo que las respuestas serán necesariamente controversiales. La relevancia de un cambio dado en la pobreza de un país puede evaluarse en función de la historia pasada, de la experiencia de otros países, del potencial económico, de las circunstancias existentes y/o de otros factores. Naturalmente, la evaluación de la relevancia de un cambio depende también de los juicios de valor del analista.

Si bien la cuestión de la significatividad económica es difícil de definir y analizar, sorprende la poca atención que ha tenido en la literatura económica, en contraste con la enorme relevancia pública del tema. El desempeño de un país o un Gobierno es frecuentemente evaluado públicamente en términos de su éxito en reducir la pobreza, por lo que es necesario contar con algún *benchmark* de comparación para realizar la evaluación.

Newman, Azevedo, Saavedra y Molina (2008) analizan esta cuestión en el contexto latinoamericano, y concluyen que una caída anual de 2.5 puntos en la tasa de pobreza

corresponde a un buen desempeño en términos sociales: esa tasa situaría al país en el 20% más exitoso de los 459 episodios computados por los autores en el período 1985-2004. Esta comparación, sin embargo, no tiene en cuenta que los países difieren en muchas dimensiones, y que puede ser más razonable evaluar el desempeño de un país *vis-a-vis* el de un grupo de economías parecidas. Dado que el número de observaciones en este tipo de análisis es pequeño, debe acudirse a técnicas multivariadas paramétricas. Newman *et al.* (2008) proponen el uso de regresiones por cuantiles. Así el *benchmark* contra el que comparar el desempeño en reducción de pobreza de un país dado es un determinado percentil de la distribución estimada condicional de los cambios en la pobreza.

4.7. Descomposiciones

Uno de los instrumentos analíticos más extendidos en el análisis de la pobreza es el de las descomposiciones grupales. Toda población puede ser dividida en grupos mutuamente excluyentes de acuerdo con alguna variable (por ejemplo, género, etnia, región, nivel educativo). La descomposición por grupos permite cuantificar la contribución de cada uno de los grupos al nivel total de pobreza. Una propiedad deseable para un indicador de pobreza es la *consistencia ante descomposiciones* (o *monotonidad en subgrupos*) que exige que si aumenta la pobreza en un grupo, sin una caída en otro grupo, la pobreza total también debe aumentar (Foster y Shorrocks, 1991).

Kakwani (1993) muestra que toda medida de pobreza aditiva separable P puede descomponerse por grupos como

$$(4.40) \quad P = \sum_{g=1}^G f_g P_g$$

donde g indexa a los grupos mutuamente excluyentes en los que se divide a toda la población (de los cuales hay un número G), P_g es el indicador de pobreza para el grupo g , mientras que f_g es la participación del grupo g en la población total. El aporte de un grupo específico k a la pobreza agregada (s_k) puede computarse como

$$(4.41) \quad s_k = \frac{f_k P_k}{P}$$

El FGT es un indicador aditivo separable y por ende factible de descomponer por grupos. Adicionalmente, puede probarse que solo este indicador (para $\alpha > 1$) o renormalizaciones del mismo cumplen simultáneamente con los axiomas de foco, monotonidad, transferencia y consistencia ante descomposiciones por grupos.

El cuadro 4.7 muestra la contribución de cada región a la pobreza agregada en Ecuador en 2006 medida a través del FGT. Si bien la región del Oriente (o Amazonia) es la de mayores

niveles de pobreza, su contribución a la pobreza nacional es menor, dada su escasa población relativa.

Cuadro 4.7
Descomposición regional de la pobreza
Ecuador, 2006

Región	Población	FGT(0)	FGT(1)	FGT(2)
Costa	5993475	33.8	12.0	5.9
Sierra	6580162	40.3	12.6	5.3
Oriente	640656	59.8	32.4	21.4
Total	13214293	38.3	13.3	6.4

Shares de cada región

Región	Población	% del FGT(0)	% del FGT(1)	% del FGT(2)
Costa	45.4	40.0	41.0	42.0
Sierra	49.8	52.4	47.2	41.7
Oriente	4.8	7.6	11.8	16.3
Total	100.0	100.0	100.0	100.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ECV 2006.

Nota: Pobreza calculada sobre la distribución del consumo con la línea oficial.

La interpretación de los *shares* regionales de la columna del *FGT(0)* es sencilla: son las participaciones de cada región en el total de la población pobre del país. Del total de personas consideradas pobres de acuerdo con la metodología oficial en Ecuador, 40% viven en la Costa, 52.4% en la Sierra y 7.6% en el Oriente. Nótese que estos *shares* cambian al considerar indicadores alternativos. En particular, al usar el *FGT(2)* la participación del Oriente crece al 16.3%, y la Costa desplaza a la Sierra en el primer lugar en cuanto a su contribución a la pobreza agregada nacional (la diferencia, sin embargo, no es estadísticamente significativa). La razón es que mientras que la tasa de incidencia de la pobreza en la Sierra es mayor que en la Costa, la profundidad de la pobreza es mayor en esta última región.

La sencillez de las descomposiciones del FGT simplifica el cálculo en algunos ejercicios de simulación. Por ejemplo, supóngase que existen solo dos regiones en el país, llamadas *A* y *B*, con proporciones de la población n_A y n_B y que el Gobierno puede llevar adelante una política redistributiva regional, pero sin poder focalizar dentro de cada región. Específicamente, asumamos que el Gobierno grava a los residentes en *B* para transferir recursos a los residentes en *A* en montos fijos, y asumamos ausencia de migraciones. En este caso, $dx_A = -(n_B/n_A)dx_B > 0$. Como vimos, el FGT nacional es la suma ponderada de los FGT regionales, por lo que

$$(4.42) \quad dFGT(\alpha) = n_A dFGT_A(\alpha) + n_B dFGT_B(\alpha)$$

De la definición del FGT para $\alpha \geq 1$, si alteramos marginalmente los ingresos de toda la población

$$(4.43) \quad dFGT(\alpha) = -\frac{\alpha}{z} FGT(\alpha - 1) dx$$

Aplicando esta ecuación a las regiones A y B , y operando se llega a

$$(4.44) \quad dFGT(\alpha) = \left[FGT_B(\alpha - 1) - FGT_A(\alpha - 1) \right] \frac{\alpha n_A}{z} dx_A$$

Si la pobreza medida por el FGT $\alpha \geq 1$ es superior en A que en B , entonces la pobreza agregada, medida por el $FGT(\alpha)$, deberá caer ante esta política redistributiva.⁴⁷ Es interesante volver al caso de Ecuador ilustrado en el cuadro 4.7. Si simulamos una pequeña transferencia desde la Costa a la Sierra, la pobreza cae si se mide por el $FGT(1)$ y $FGT(2)$, pero aumenta si se mide por el $FGT(3)$. La razón de esta diferencia es que la pobreza es superior en la Sierra de acuerdo con el $FGT(0)$ y $FGT(1)$, pero inferior para el $FGT(2)$.

El capítulo 8 del libro extiende el estudio de las descomposiciones de los cambios en la pobreza, considerando que estos son producto de un efecto crecimiento y un efecto redistributivo.

4.8. Problemas de medición

En el análisis anterior representamos el nivel de vida de una persona mediante una variable monetaria. Sin embargo, sabemos a partir de la discusión en el capítulo 3 que la medición de las variables monetarias enfrenta un amplio conjunto de problemas conceptuales y prácticos, de cuya forma de resolución depende el resultado final de la estimación de pobreza. En esta sección evaluamos el impacto de utilizar alternativamente el ingreso o el consumo como variable de análisis, de incorporar o no algunos ítems a la definición de ingreso/consumo, y de incluir o no ajustes por no respuesta, ingresos cero, subdeclaración y escalas de equivalencia.

4.8.1. Ingreso o consumo

La pobreza monetaria es medida alternativamente sobre la distribución del ingreso o del consumo. En los países en desarrollo prevalecen las mediciones de consumo: una encuesta realizada por *United Nations Statistics Division* (UNDS, 2005) revela que la mitad de los países en desarrollo usan metodologías que asocian pobreza con insuficiencia de gastos de

⁴⁷ Ver Kanbur (1987) para extensiones a este caso.

consumo, 30% calcula pobreza sobre la base de ingresos y el resto usa diversas combinaciones. En los países desarrollados, en cambio, predominan las mediciones de pobreza por ingreso. Ese es también el caso de América Latina, aunque las mediciones basadas en el consumo se han extendido en las últimas décadas.

En general, y como discutimos en el capítulo anterior, la literatura distributiva reconoce las ventajas teóricas de usar consumo en lugar de ingreso para aproximar el nivel de bienestar, y en particular para medir pobreza.⁴⁸ Para ejemplificar esas ventajas supongamos que acordamos definir pobreza como un estado en el que el promedio anual de una cierta variable monetaria es inferior a un umbral, y asumamos una sociedad compuesta por dos personas, *A* y *B*, que solo difieren en el patrón temporal de sus ingresos y gastos de consumo a lo largo de un año. En el ejemplo hipotético del cuadro 4.8 (que reproduce el cuadro 3.1 discutido en el capítulo anterior), si la línea de la pobreza fuera 75 pesos, tanto *A* como *B* serían pobres, ya que el promedio anual de ingresos y gastos (50 pesos) es inferior a ese valor. El uso del consumo mensual como indicador de bienestar lleva a la misma conclusión: *A* y *B* son pobres. El uso del ingreso trae aparejados resultados diferentes. Si, por ejemplo, la encuesta recabara información de los ingresos de marzo, la persona *A* no sería clasificada como pobre, ya que su ingreso es de 80 pesos. De hecho, hay 6 meses en los que una de las dos personas supera los 75 pesos, y en consecuencia no es clasificada como pobre, con lo cual si la encuesta se realizara alguno de esos meses, el indicador de pobreza de ingresos *subestimaría* la pobreza real.

Cuadro 4.8
Ejemplo de dos personas con diferencias en el patrón temporal de ingreso y consumo a lo largo del año

	Persona A		Persona B	
	Ingreso	Consumo	Ingreso	Consumo
Enero	70	56	20	42
Febrero	90	58	10	41
Marzo	80	57	30	45
Abril	80	57	30	45
Mayo	40	48	60	53
Junio	70	56	20	42
Julio	20	42	70	56
Agosto	10	41	90	58
Septiembre	30	45	80	57
Octubre	30	45	80	57
Noviembre	60	53	40	48
Diciembre	20	42	70	56
Promedio	50	50	50	50

⁴⁸ Ver Deaton (1997) y Meyer y Sullivan (2003, 2007).

Supóngase ahora que la línea de pobreza es 25 pesos (en lugar de 75 pesos), en cuyo caso ninguna persona es pobre de acuerdo con su ingreso/consumo anual, conclusión a la que también se llega en caso de usar información de consumo mensual. En cambio, si solo tenemos una encuesta que recaba información de ingresos mensuales, existe una probabilidad de 1/2 de que reportemos un nivel de pobreza mayor al real.

En resumen, la pobreza de ingresos puede implicar una sobrestimación o subestimación de la pobreza real. El signo del sesgo dependerá de la posición de la línea de la pobreza respecto de la distribución del ingreso. El uso del consumo mensual también puede llevar a evaluaciones inexactas, pero la probabilidad de cometer errores es menor.

Miremos un caso concreto. Nicaragua realizó en 2005 una encuesta de condiciones de vida, la EMNV, con información de consumos e ingresos. Dada la línea de pobreza para ese año, la tasa de pobreza computada sobre la distribución del consumo per cápita familiar es 46 mientras que si se computa sobre la distribución del ingreso per cápita familiar es 43.6. El cuadro 4.9 reporta las tasas de pobreza para LP alternativas. Cuando la LP es relativamente baja, la pobreza de ingresos es superior a la pobreza por consumo, mientras que cuando la LP es relativamente alta ocurre lo contrario.

Cuadro 4.9
Tasas de pobreza alternativas
sobre la distribución del consumo y el ingreso per cápita
Nicaragua, 2005

Línea de pobreza	Pobreza (H)		Diferencia
	Consumo	Ingreso	
0.5*LP	12.2	16.6	4.4
0.6*LP	19.0	22.9	3.9
0.7*LP	26.2	28.5	2.3
0.8*LP	33.6	33.8	0.1
0.9*LP	40.1	38.8	-1.3
LP	46.0	43.6	-2.4
1.1*LP	52.2	47.8	-4.4
1.2*LP	56.7	51.3	-5.3
1.3*LP	60.7	54.9	-5.8
1.4*LP	64.8	58.3	-6.5
1.5*LP	68.2	61.6	-6.7

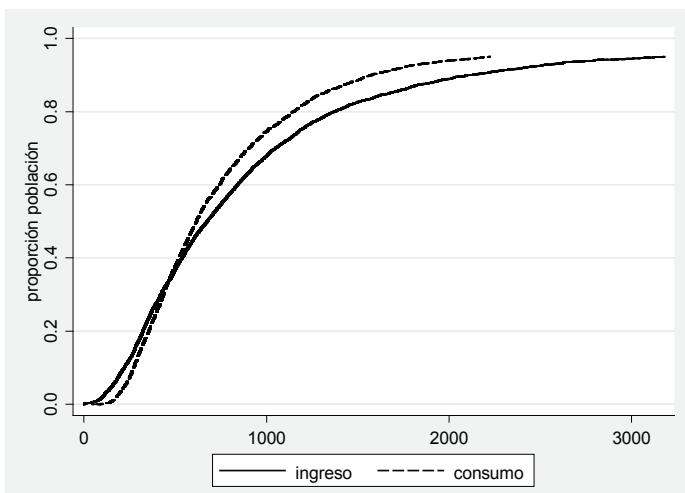
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EMNV 2005.

Nota: x*LP indica una línea de pobreza hipotética que es x veces la línea de pobreza oficial de Nicaragua para 2005.

El cuadro 4.9 presenta solo un indicador de pobreza, la tasa de incidencia H , para un conjunto limitado de líneas de pobreza. De la sección 4.6 sabemos que para verificar robustez de algún resultado lo ideal es graficar funciones de distribución. La figura 4.13 muestra que las funciones de distribución del consumo y el ingreso se cortan, de lo que se desprende que

para líneas de pobreza bajas la pobreza de ingreso será mayor a la pobreza de consumo y viceversa.

Figura 4.13
Funciones de distribución del
consumo y el ingreso per cápita
Nicaragua, 2005

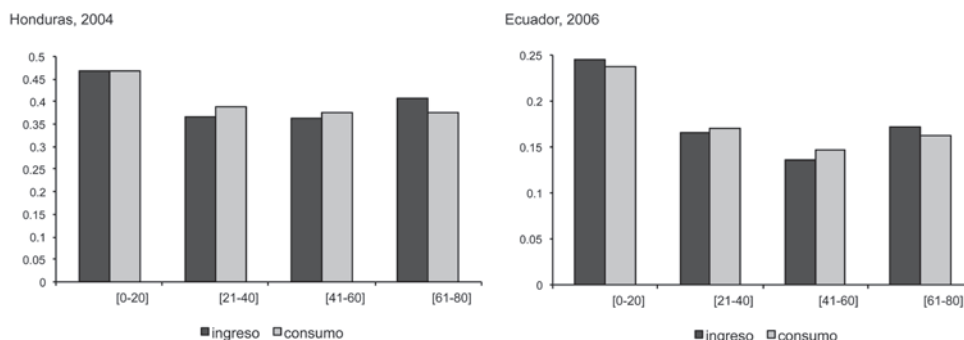


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EMNV 2005.

La elección de la variable monetaria de bienestar puede afectar no solo la medición del nivel, sino también de los cambios en la pobreza. Por ejemplo, variaciones en los patrones de ahorro pueden modificar significativamente la brecha entre las mediciones de pobreza por consumo o ingreso. Meyer y Sullivan (2009) examinan esta posibilidad para el caso de Estados Unidos, donde la caída de la pobreza por consumo fue más pronunciada que por ingreso.

La elección entre el ingreso o el consumo puede alterar también la caracterización de la pobreza. Como vimos en el capítulo 3, los adultos mayores suelen desahorrar y mantener niveles de vida (y de consumo) superiores a las posibilidades de sus ingresos corrientes. Si este comportamiento es extendido, es posible que la pobreza en los adultos mayores relativa al resto de la población sea mayor cuando se mide con el ingreso que con el consumo. La figura 4.14 muestra evidencia en esta dirección para los casos de Honduras y Ecuador.

Figura 4.14
Tasas de pobreza por grupo etario
Ingreso y consumo como medidas de bienestar



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Battistón y Conconi (2009).

Nota: En cada país las tasas de pobreza están normalizadas para que tengan la misma media.

Se sostiene que al definir privaciones por ingreso, quedan ubicadas en la categoría de pobres algunas personas con ingresos solo momentáneamente bajos cuyas características estructurales diferentes al resto de los realmente pobres contamina la caracterización. El cuadro 4.10 resume algunas características de las viviendas de los hogares pobres (definidos en la tabla como el 20% de menores recursos de la población de cada país) usando alternativamente al ingreso y al consumo per cápita como variables de bienestar. La correlación entre privaciones materiales e insuficiencia de consumo parece más fuerte que con la insuficiencia de ingreso.

Cuadro 4.10
Caracterización de las personas pobres por consumo e ingreso

México 2006			Nicaragua 2005		
	20% más pobre	Resto		20% más pobre	Resto
Vivienda de materiales precarios			Vivienda de materiales precarios		
Por consumo	64.9	26.2	Por consumo	34.4	10.1
Por ingreso	57.9	26.8	Por ingreso	28.9	10.8
Ausencia de baño higiénico			Ausencia de baño higiénico		
Por consumo	74.4	27.7	Por consumo	97.7	66.1
Por ingreso	66.8	28.3	Por ingreso	96.1	65.9

Panamá 2003			Perú 2006		
	20% más pobre	Resto		20% más pobre	Resto
Vivienda de materiales precarios			Vivienda de materiales precarios		
Por consumo	39.6	5.1	Por consumo	21.3	13.7
Por ingreso	29.0	5.8	Por ingreso	22.2	13.5
Ausencia de baño higiénico			Ausencia de baño higiénico		
Por consumo	88.1	35.3	Por consumo	67.2	24.2
Por ingreso	77.9	35.5	Por ingreso	64.4	24.6

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Se define como pobre al 20% de menores recursos (consumo o ingreso per cápita) de la población.

Las definiciones de vivienda de material precario y acceso a baños higiénicos difieren entre países. Ver sedlac.econo.unlp.edu.ar.

4.8.2. La construcción del ingreso/consumo

La construcción del agregado de ingreso o consumo exige tomar decisiones metodológicas sobre la inclusión o no de una extensa lista de ítems. Esas decisiones están guiadas por argumentos conceptuales, y en especial por limitaciones prácticas. En esta sección ilustramos el impacto de la forma específica como se construye el agregado de ingreso/consumo sobre las estimaciones de pobreza con dos ejemplos referidos a la producción de autoconsumo y a la renta implícita de la vivienda propia.

Producción de autoconsumo

En algunos hogares, particularmente aquellos que viven en áreas rurales, es común que parte de los bienes que se consumen sean producidos domésticamente. La teoría económica aconseja que la producción de autoconsumo sea incluida tanto en el agregado de ingreso como de consumo del hogar (ver Apéndice III de libro). En la práctica, en algunos países los cuestionarios de las encuestas de hogares no incluyen preguntas que permitan identificar o valorizar la producción de autoconsumo. En el grupo de países donde sí es posible incluir este ítem, la variabilidad sobre el detalle de las preguntas que permiten una correcta cuantificación es grande. Estas diferencias impactan sobre las estimaciones de ingreso/consumo y en consecuencia sobre el grado de pobreza registrado.

Tomemos el caso de Guatemala, donde la producción de autoconsumo relevada en las encuestas de condiciones de vida representó el 6% del ingreso en 2000 y el 4% en 2006. Ignorar la producción de autoconsumo implicaría una seria subestimación de los ingresos de muchas familias, particularmente las rurales. El cuadro 4.11 reproduce las tasas de pobreza estimadas si se siguiera (erróneamente) esa alternativa. Nótese que la brecha entre la pobreza rural y la nacional se incrementa considerablemente al ignorar el consumo de bienes producidos en el hogar, más frecuente en las áreas rurales.

Cuadro 4.11
Tasas de pobreza en Guatemala, 2000 y 2006
Con y sin autoconsumo

	Nacional (i)	Rural (ii)	Diferencia (ii)-(i)
2000			
con autoconsumo	34.6	43.4	8.8
sin autoconsumo	40.4	51.7	11.3
2006			
con autoconsumo	34.0	49.4	15.4
sin autoconsumo	36.8	53.9	17.1

Fuente: Elaboración propia sobre la base de la ENCOVI.
Línea de USD 2.5 por día por persona.

Renta implícita de la vivienda propia

Como se mencionó en el capítulo anterior y se discute más en detalle en el Apéndice III, la retribución implícita de usar una vivienda propia debe ser incluida como ingreso y consumo del hogar. Pese a esta recomendación teórica, aproximadamente la mitad de los países de América Latina no cuentan con preguntas sobre este tema en las encuestas de hogares con las que se monitorea la pobreza. La inclusión o no de la renta de la vivienda propia puede producir cambios importantes en las estimaciones de pobreza. El cuadro 4.12 muestra las tasas de pobreza usando la línea de 2.5 dólares por día por persona en un conjunto de países con preguntas específicas sobre renta de la vivienda. Ignorar estas rentas implica cambios significativos en las tasas de pobreza en todos los países analizados.

Cuadro 4.12

Tasa de pobreza

Incluyendo y excluyendo renta implícita de vivienda propia.

		FGT(0)	FGT(1)	FGT(2)
Chile	Incluye	5.2	1.7	0.9
	No Incluye	6.8	2.4	1.4
Ecuador	Incluye	18.9	8.7	5.5
	No Incluye	19.6	9.3	6.0
Guatemala	Incluye	33.9	14.4	8.2
	No Incluye	38.3	17.5	10.6
Perú	Incluye	43.0	18.8	10.8
	No Incluye	47.4	22.2	13.4
R. Dominicana	Incluye	19.9	6.8	3.5
	No Incluye	25.2	9.8	5.7
Uruguay	Incluye	5.4	1.4	0.5
	No Incluye	7.3	2.0	0.8

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

4.8.3. No respuesta, ingresos cero y subdeclaración

Las encuestas incluyen hogares que no responden las preguntas de ingreso, que reportan un ingreso nulo, o que subdeclaran. En el Apéndice III se discuten las posibles razones detrás de estos fenómenos, los problemas que introducen en la medición correcta de la distribución del ingreso y los posibles tratamientos destinados a aliviarlos. En esta sección reportamos el impacto que tratamientos alternativos a estos problemas pueden generar sobre las estimaciones de pobreza monetaria.

Székely, Lustig, Cumpa y Mejía (2004) realizan un exhaustivo análisis de la sensibilidad en los resultados de pobreza en América Latina ante varias alternativas metodológicas. El cuadro 4.13 reproduce las tasas de pobreza computadas con las LP oficiales ante diversos

tratamientos de los ingresos cero y *missing*. La estimación base de la primera columna ignora por completo estas observaciones. La inclusión de ceros en la columna (ii) naturalmente incrementa las estimaciones del grado de privaciones. Los cambios en general son menores, salvo en Nicaragua 1993, donde la pobreza registrada crece 20 puntos si se incluyen los ceros. La correlación entre las columnas (i) y (ii) es alta (0.97) y casi perfecta (0.998) si se excluye Nicaragua. La imputación de las observaciones con ingreso cero y *missing* no modifica significativamente el panorama en la mayoría de los países: Venezuela y Nicaragua son las dos principales excepciones. Los coeficientes de correlación se mantienen cercanos a 1 al ignorar estos dos países. Nótese cómo la posición de Venezuela en el ranking de pobreza dentro de América Latina está fuertemente afectada por el tratamiento particular que se da a las observaciones cero y *missing*.

Cuadro 4.13

Tasa de pobreza

Diversos tratamientos de ceros y *missing*

País	Año	Estimación	Excluir miss.	Excluir miss.	Imputar miss.	Imputar miss.	Imputar miss.
		Base	Incluir ceros	Imputar ceros	Excluir ceros	Incluir ceros	Imputar ceros
		(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)
Bolivia	1996	65.1	68.2	68.1	68.7	61.8	71.1
Nicaragua	1993	63.7	83.7	81.2	63.7	83.7	81.2
Colombia	1997	62.5	63.7	63.3	62.5	63.7	63.3
México	1996	58.8	58.8	58.8	58.8	58.8	58.8
Ecuador	1995	57.0	57.1	57.0	60.0	60.1	58.0
Brasil	1996	52.6	54.3	53.7	53.6	55.2	54.5
El Salvador	1995	50.3	50.5	50.4	53.7	53.9	50.5
Honduras	1998	45.7	47.5	47.1	49.5	51.1	50.3
Venezuela	1997	44.9	45.3	47.0	31.1	31.1	47.2
Peru	1997	43.3	43.4	43.3	43.3	43.4	43.3
Panamá	1997	41.2	42.7	42.1	42.8	44.4	43.8
Paraguay	1995	40.1	40.7	40.5	40.6	41.2	40.8
Argentina	1996	37.1	39.4	38.0	39.7	41.9	40.5
Chile	1996	22.9	23.1	23.0	22.9	23.1	23.0
R.Dominicana	1996	20.2	20.7	20.4	20.2	20.7	20.4
Uruguay	1995	19.4	19.4	19.4	19.4	19.4	19.4
Costa Rica	1995	19.0	20.1	19.3	21.1	22.2	21.8
América Latina		50.7	52.0	51.6	50.8	52.0	52.3

Fuente: Székely, Lustig, Cumpa y Mejía (2004).

El problema de la subdeclaración de ingresos o consumos es más difícil de aliviar, debido a que no es posible restringirlo a un grupo minoritario, como ocurre con la no respuesta o los ingresos cero: todos, en principio, son sospechosos de este comportamiento. Como se discute en el Apéndice III, el ajuste típico en este caso consiste en emparejar las encuestas de hogares con los agregados de ingreso de Cuentas Nacionales (CN). Para muchos investigadores el ajuste por CN no es apropiado, dado que la confiabilidad de este sistema de cuentas no es necesariamente mayor que la de las encuestas de hogares. Deaton (2003), por ejemplo,

argumenta a favor del cómputo de la pobreza solo con datos de encuestas de hogares, dado que el ajuste con CN “tiende a sobrestimar la reducción de la pobreza en el tiempo y exagerar las diferencias de pobreza entre países”. Las estimaciones de pobreza en los *World Development Indicators* del Banco Mundial han dejado de incluir el ajuste por Cuentas Nacionales desde 2003, lo cual es consistente con la tendencia reciente a nivel mundial de trabajar con los datos de las encuestas, sin practicar ajustes agregados.

El cuadro 4.14 reproduce resultados de Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007), donde se reportan cambios en las tasas de pobreza utilizando solo información de las encuestas de hogares, y ajustando la distribución del ingreso por el cambio en el PIB per cápita. La correlación lineal entre ambas columnas es positiva y significativa (0.89). Sin embargo, nótese que en algunos países las diferencias son grandes. Por ejemplo, mientras que la tasa de pobreza creció 11.4 puntos en Argentina entre 1992 y 2004 de acuerdo con información de la encuesta de hogares de ese país, el incremento fue de 4.4 puntos al anclar la media de la distribución a la evolución del PIB. En consistencia con el hallazgo de Deaton (2003), en la mayoría de los países de América Latina la pobreza ha caído más (o aumentado menos) si las estimaciones incluyen un ajuste por CN. Una posible razón es el crecimiento más rápido de algunas fuentes de ingreso no comunes entre las personas pobres como los ingresos de capital, beneficios y rentas. Si este fuera el caso, el ajuste por CN implicaría una sobreestimación de la caída en la pobreza.

Cuadro 4.14

Cambio en la tasa de pobreza

Cálculos alternativos: (i) solo con datos de encuestas de hogares y (ii) ajustando por crecimiento del PIB per cápita

		Sólo datos de encuestas de hogares (i)	Ajuste con crecimiento del PIB per cápita (ii)
Argentina	1992-2004	11.4	4.4
Bolivia	1997-2002	6.9	0.9
Brasil	1990-2003	-8.6	-10.9
Chile	1990-2003	-9.3	-10.2
Colombia	1992-2000	7.6	7.5
Colombia	2000-2004	4.2	5.8
Costa Rica	1992-2003	-4.1	-1.4
El Salvador	1991-2003	-10.6	-12.5
Nicaragua	1993-2001	-13.3	-9.5
Panamá	1995-2002	-2.9	-6.6
Perú	1997-2002	-0.1	-0.2
Uruguay	1989-2003	1.8	-0.8
Venezuela	1989-2000	12.3	1.6

Fuente: Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007).

Línea de pobreza de US\$ 2 por día por persona.

Székely, Lustig, Cumpa y Mejía (2004) evalúan la sensibilidad del ranking de pobreza entre los países latinoamericanos al practicar seis ajustes alternativos por CN (cuadro 4.15). Los primeros tres procedimientos implican un ajuste homogéneo para todos los ingresos, los dos siguientes incorporan ajustes distintos por tipo de ingreso y el último por sector de actividad. La magnitud de la pobreza cambia significativamente al practicar los ajustes. Las estimaciones para la región alcanzan rangos de variación enormes: desde 22.7% a 65.6% en el cuadro. Los rankings de países también se ven significativamente alterados al practicar estos ajustes. Székely *et al.* (2004) resaltan el caso de México, que pasa de ocupar el segundo lugar entre los de mayor pobreza con ajuste tipo CEPAL o WDI, a una posición intermedia o incluso relativamente favorable si se siguen ajustes alternativos.

Cuadro 4.15
Tasa de pobreza
Ajustes por no respuesta sobre datos de Cuentas Nacionales

País	Año	Estimación Base (i)	Ajustes					Sector actividad (vii)
			PIB (ii)	Consumo privado (iii)	WDI (iv)	CEPAL (v)	Diferencial salarios-resto (vi)	
Bolivia	1996	65.1	49.0	61.9	73.0	49.4	65.4	46.8
Nicaragua	1993	63.7	58.7	68.5	65.3	60.2	75.8	58.5
Colombia	1997	62.5	32.7	51.8	77.0	35.6	54.4	29.9
México	1996	58.8	14.0	29.5	76.6	57.7	41.3	19.3
Ecuador	1995	57.0	47.6	68.3	72.8	54.0	64.8	40.5
Brasil	1996	52.6	31.0	48.2	66.7	33.4	44.0	25.6
El Salvador	1995	50.3	20.2	27.1	57.0	23.9	31.1	19.8
Honduras	1998	45.7	50.4	67.8	59.3	55.3	68.2	51.5
Venezuela	1997	44.9	6.4	20.3	57.1	9.4	33.2	10.8
Peru	1997	43.3	13.2	24.6	61.4	17.8	41.1	19.7
Panamá	1997	41.2	21.2	49.0	65.7	21.2	29.2	22.7
Paraguay	1995	40.1	35.1	46.6	51.6	35.3	54.4	28.8
Argentina	1996	37.1	8.2	18.6	51.6	8.5	16.3	10.1
Chile	1996	22.9	6.3	16.3	39.5	10.0	18.2	9.1
R.Dominicana	1996	20.2	11.9	21.8	31.9	25.5	11.6	10.3
Uruguay	1995	19.4	18.2	24.3	27.4	18.1	19.3	14.9
Costa Rica	1995	19.0	4.4	17.7	39.2	4.8	14.0	4.1
América Latina		50.7	23.3	38.7	65.6	34.6	41.0	22.7

Fuente: Székely, Lustig, Cumpa y Mejía (2004).

Nota: Columna (ii) ingresos multiplicados por factor de ajuste que surge de comparar PIB con ingresos de la encuesta. En la columna (iii) la comparación es con el consumo privado de CN ajustado por PPA. La columna (iv) aplica la metodología de Ravallion y Chen (1997), multiplicando los ingresos de la encuesta por el ratio consumo privado/PIB. La columna (v) aplica la metodología de CEPAL que distingue seis fuentes de ingreso (Altimir, 1987). La columna (vi) solo diferencia entre dos fuentes: laborales y el resto. La columna (vii) surge de aplicar ajustes diferenciales por sector de actividad.

Los ajustes por CN suelen requerir decisiones arbitrarias, están basados en información muy agregada y a menudo generan una alta inestabilidad en los resultados. Si bien el patrón actual en la investigación parece ser hacia el abandono de estos ajustes, no debe olvidarse la razón genuina que los motiva. El problema de la subdeclaración de ingresos y la consistencia

entre información de encuestas de hogares y Cuentas Nacionales sigue siendo un tema central en la agenda de investigación empírica sobre pobreza.⁴⁹

4.8.4. Factores demográficos

En este libro, como en gran parte de la literatura distributiva, hemos considerado al individuo, y no al hogar, como argumento del análisis de pobreza. Ahora bien, como reconocimos en el capítulo anterior el bienestar individual está ligado a los recursos obtenidos en el hogar. De hecho, en ausencia de consideraciones de desigualdad intrahogar, todas las personas de una familia comparten el mismo nivel de vida y por ende el mismo estatus de pobreza. En ese sentido, el análisis de pobreza puede ser realizado al nivel de hogar, para luego obtener estadísticas de personas utilizando como ponderador el tamaño familiar.

$$(4.45) \quad P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p(x_i, z) = \frac{1}{N} \sum_{h=1}^M p(x_h, z) N_h$$

donde h indexa a los hogares, M es el número de hogares en la población y N_h el número de miembros en el hogar h . Con perfecta igualdad intrahogar $p(x_i, z) = p(x_h, z)$ para todo i perteneciente a h .

En algunos estudios se reporta directamente la pobreza por hogares PH , es decir

$$(4.46)t \quad PH = \frac{1}{M} \sum_{h=1}^M p(x_h, z)$$

aunque lo más común es reportar la pobreza por individuo como en (4.45).⁵⁰ Como la correlación entre pobreza y tamaño de hogar es positiva, es común encontrar tasas de pobreza superiores cuando se las computa en términos de personas.

Ajustes por factores demográficos

En un mundo de adultos semejantes viviendo solos la medición de la pobreza exige simplemente comparar el ingreso de cada persona x_i con la línea z . Cuando las personas se agrupan en hogares y difieren en género, edad y otras variables asociadas a sus necesidades, las mediciones se vuelven más engorrosas. Existen dos caminos de análisis alternativos. Uno de ellos es mantener una línea de pobreza única z vinculada usualmente a las necesidades de un adulto que vive solo, y evaluar como pobre a toda persona cuyo ingreso familiar

⁴⁹ Hay países como Chile y Colombia que practican ajustes regularmente en su cómputo oficial de estadísticas sociales. La CEPAL incorpora ajustes por CN en sus cálculos y varios investigadores han seguido este camino en estudios de países Ver, por ejemplo, Ganuza, Taylor y Morley (1998) y Psacharopoulos, Morley y Fiszbein (1993).

⁵⁰ El Salvador por ejemplo reporta estadísticas oficiales de pobreza sobre la base de hogares. En varios otros países latinoamericanos se reporta la tasa de pobreza tanto en términos de personas, como de hogares.

equivalente sea inferior a la LP única z . La segunda alternativa consiste en computar líneas de pobreza específicas a cada tipo de hogar z_h , conforme a su composición. En este caso una persona es pobre si vive en una familia cuyo ingreso total Y_h es inferior a la línea de pobreza específica para su tipo de hogar z_h . En este libro trabajaremos por comodidad con la primera opción, aunque ambas son semejantes.

La figura 4.15 ilustra el impacto de los ajustes demográficos sobre las comparaciones de pobreza entre grupos etarios. Cada panel muestra el porcentaje de personas pobres de cada país considerando alternativamente al ingreso per cápita o al ingreso equivalente como indicadores de bienestar individual. Para este último caso se aplica la ecuación

$$x_{ih} = \frac{Y_h}{(M_h + \alpha C_h)^\theta} \quad \forall i \in h$$

donde M_h es el número de adultos en el hogar y C_h es el número de niños. El parámetro $\alpha \in [0, 1]$ indica la proporción en la que cada niño equivale a un adulto y θ regula la intensidad de las economías de escala internas al hogar. Nótese que al comparar pobreza computada con diferentes medidas de ingreso ajustado por factores demográficos, como en la figura 4.15, es conveniente trabajar con una transformación de la ecuación para x_{ih} , dado que al deflactar por $(M_h + \alpha C_h)^\theta$ en lugar de por el número de miembros $(M_h + C_h)$, el indicador de bienestar x_{ih} aumenta, y en consecuencia las estimaciones de pobreza se reducen. Es posible aliviar este inconveniente siguiendo el procedimiento sugerido por Deaton y Paxson (1998) y multiplicar la ecuación de arriba por

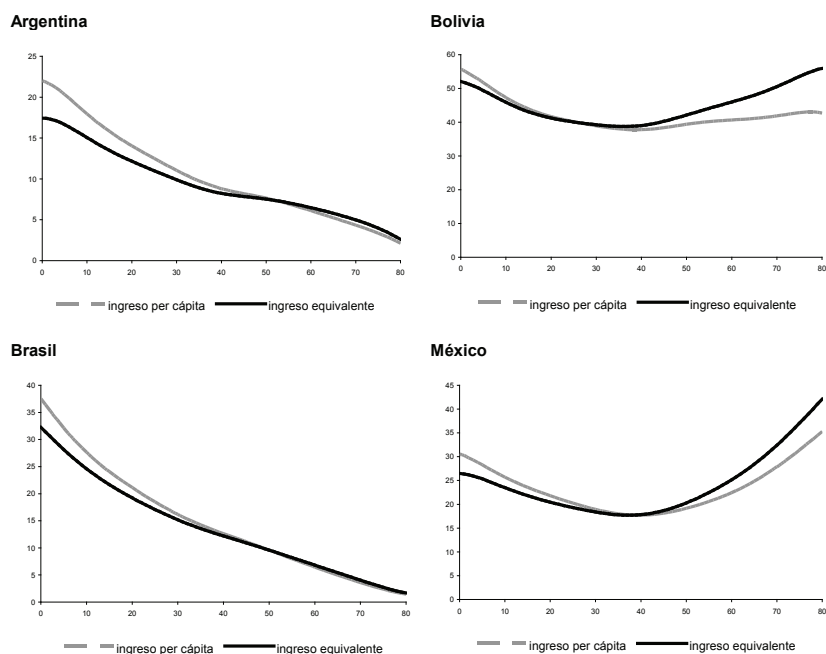
$$(M_0 + \alpha C_0)^\theta / (M_0 + C_0)$$

donde M_0 y C_0 son el número de adultos y de niños en un hogar de referencia (por ejemplo, un promedio nacional). Naturalmente, los resultados son sensibles a la elección de los valores base de M y C .

Volviendo a la figura 4.15, en todos los países la pobreza relativa de los niños es menor cuando se utiliza el ingreso equivalente, en lugar del ingreso per cápita. Dos razones explican que los ajustes demográficos incrementen las estimaciones de nivel de vida en los niños, y por consiguiente reduzcan la pobreza relativa de este grupo etario: (i) las escalas de adulto equivalente reflejan menores necesidades en los niños y (ii) los niños típicamente viven en hogares con muchos integrantes que aprovechan las economías de escala en el consumo familiar. En el otro extremo, los adultos mayores suelen vivir en hogares de pocos integrantes y sin niños, y en consecuencia los ajustes demográficos tienen un menor efecto sobre el ingreso estimado.

Figura 4.15 Pobreza por edad

Ingreso per cápita y ajustado por adulto equivalente y economías de escala



Fuente: Gasparini *et al.* (2008).

En la práctica las escalas de adulto equivalente tienen discontinuidades. La ecuación anterior, por ejemplo, fuerza una distinción tajante entre adultos y niños. Aun en escalas más detalladas las discontinuidades son inevitables. Recordemos la escala aplicada en Argentina para el cómputo oficial de la pobreza, discutida en el capítulo 3. En ese capítulo propusimos un ejemplo con tres personas semejantes que solo difieren en el género y la edad: *A* es un hombre de 29 años, *B* un hombre de 30 y *C* una mujer de 30, todos viviendo solos. Con ingresos mensuales de 250 pesos, los ingresos equivalentes para estas tres personas son 236, 250 y 338 pesos, respectivamente.⁵¹ Si la LP en Argentina fuera 300 pesos (de hecho ese es aproximadamente el valor que tomó en 2007), entonces los dos hombres serían clasificados como pobres, a diferencia de la mujer. Manteniendo constantes otros factores, estas diferencias implicarían que es significativamente más probable ser clasificado como pobre si se es varón que si se es mujer en Argentina. Naturalmente, otros factores como los menores salarios de las mujeres, su menor inserción en el mercado laboral y la mayor propensión a ser jefas de hogares monoparentales pueden compensar este sesgo y ocultarlo en la práctica.

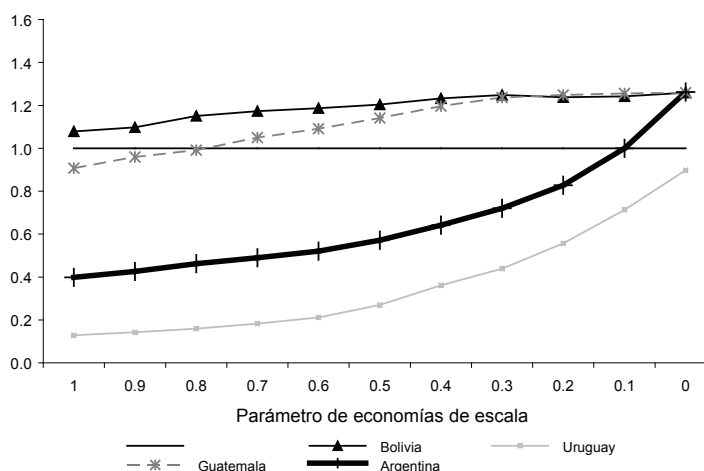
⁵¹ Los valores de adulto equivalente son 1.06, 1 y 0.74, respectivamente.

Para evitar algunos de esos sesgos restringimos la muestra a personas en el rango etario [20, 50], ocupadas y viviendo solas. La Encuesta Permanente de Hogares de Argentina 2006 tiene 688 hombres y 400 mujeres en esa situación. El ingreso promedio de ese grupo de hombres es 1667 pesos y el de las mujeres 1453 pesos, pero la tasa de pobreza moderada oficial resulta mayor en el caso de los hombres (4.51) que en el de las mujeres (3.26). Al menos parte de este resultado es seguramente consecuencia de la escala de equivalencia utilizada.

Las diferencias entre hombres y mujeres en las escalas de equivalencia han sido eliminadas en muchos países. Por ejemplo, en 1980 el *US Census Bureau* decidió eliminar las diferencias en la LP entre hogares con jefatura femenina y masculina, basándose en argumentos antidiscriminatorios.

Analicemos ahora el impacto de los ajustes por economías de escala en el consumo. La figura 4.16 ilustra para cuatro países latinoamericanos el cociente entre la tasa de pobreza de los mayores de 60 años y la tasa de pobreza de los menores de esa edad, utilizando valores alternativos del parámetro θ de economías de escala internas al hogar. Cuanto menor es ese parámetro, mayores son las economías de escala y mayor resulta la pobreza relativa de los adultos mayores frente a la de las personas más jóvenes.

Figura 4.16
Cociente de tasas de pobreza (mayores de 60/menores de 60)



Fuente: Estimaciones propias en base a Gasparini *et al.* (2008).

¿Es la pobreza un fenómeno más grave en la tercera edad que en el resto de la vida? Nótese que la respuesta a esta pregunta, tan relevante para muchas decisiones de políticas públicas sobre asignación de ayuda social, depende en algunos casos del parámetro de economías de escala θ . En Guatemala la pobreza relativa es mayor en los adultos mayores para valores de

θ menores a 0.8, y en Argentina para valores de θ menores a 0.1. En los otros dos países del gráfico, en cambio, el resultado de la comparación no depende de θ : la pobreza de ingresos de los adultos mayores es siempre mayor en Bolivia, y siempre menor en Uruguay.

Existe un tema más sensible y difícil de abordar que surge de la relación entre mortalidad y pobreza. La evidencia empírica sostiene que las condiciones económicas afectan la longitud de la vida de las personas: los pobres tienden a vivir menos años que el resto, lo cual sesga las estimaciones de pobreza hacia abajo. A edades avanzadas el porcentaje de individuos pobres puede caer, simplemente porque las personas carenciadas mueren a tasas más elevadas que el resto. Nótese que una política sanitaria que reduzca la mortalidad en ancianos carenciados (o en personas pobres de cualquier edad) se traducirá en un aumento de los indicadores de pobreza monetaria. Para aliviar este problema, una alternativa sería incluir en el cálculo a personas fallecidas, pero esto abre la puerta a numerosos problemas conceptuales y de medición. En la práctica, este incómodo corolario del aparato para medir pobreza monetaria es generalmente ignorado. La expansión del concepto de pobreza a múltiples dimensiones permite considerar el problema de la mortalidad. De hecho, el famoso Indicador de Desarrollo Humano de Naciones Unidas tiene a la esperanza de vida al nacer como uno de sus componentes. El capítulo siguiente elabora sobre este punto.

4.9. Pobreza monetaria en América Latina

En las secciones anteriores discutimos conceptualmente el tema de la medición de la pobreza monetaria, ilustrando con ejemplos para distintos países latinoamericanos. Esta sección hace una breve revisión de la evidencia para el total de la región.

4.9.1. Fuentes de información

Las mediciones sistemáticas de la pobreza monetaria en América Latina son relativamente nuevas. Recién en los años 1950 algunos países de la región comenzaron a realizar esporádicas encuestas de hogares, y una década después se comenzó a discutir el problema de la medición de la pobreza y a obtener estimaciones basadas en microdatos. No es hasta la década de 1990 cuando se generalizan en todos los países las estimaciones de pobreza alentadas por la mayor disponibilidad de microdatos y el mayor poder de procesamiento de las computadoras. Hoy en día todas las naciones de la región cuentan con encuestas de hogares periódicas que proveen los microdatos de ingreso y/o consumo necesarios para hacer estimaciones de pobreza monetaria. De hecho, casi todos los países latinoamericanos cuentan con oficinas, usualmente un instituto o dirección nacional de estadística, encargadas de realizar estimaciones periódicas de pobreza. El sitio *web* de este libro provee un vínculo a los sitios donde se publica esa información. En casi todos los países existe además una nutrida literatura académica sobre pobreza y otros temas sociales que ha crecido significativamente en las últimas dos décadas.

No existe en América Latina, ni en el mundo, un estándar para diseñar encuestas de hogares y computar pobreza.⁵² Esta carencia lleva en la práctica a una diversidad de metodologías que vuelven a las estadísticas oficiales y a los estudios específicos difícilmente comparables. Para suplir este déficit algunos organismos internacionales y centros de investigación computan indicadores de pobreza aplicando metodologías homogéneas, dentro de lo posible dadas las diferencias ineludibles en los diseños de las encuestas. La CEPAL es el organismo pionero en estudios de pobreza en la región. La labor de CEPAL ha continuado en el tiempo: hoy la base BADEINSO incluye un conjunto de medidas de pobreza de cálculo propio, basadas en canastas de consumo nacionales. Las estadísticas sociales de CEPAL son habitualmente publicadas en sus informes periódicos llamados *Panorama Social de América Latina*. Dentro de Naciones Unidas, el Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) a través de su monitoreo de los Objetivos del Milenio y el *International Poverty Centre* con sede en Brasilia, también producen estudios sobre pobreza en la región.

El Banco Mundial computa estadísticas de pobreza para la mayoría de los países del mundo utilizando varias líneas internacionales (dólares por día a PPA) y las publica anualmente en sus *World Development Indicators*. Los resultados pueden replicarse con el programa *on line* PovCalNet. Sobre la base de ese proyecto, investigadores del Banco Mundial publican periódicamente trabajos en los que se monitorea la pobreza mundial y por regiones. Una fuente importante de información y análisis lo constituyen los *Poverty Assessments* del Banco Mundial, reportes periódicos sobre la pobreza en cada país, usualmente utilizando o replicando las metodologías oficiales de medición. Existen varios de estos reportes realizados en Latinoamérica por la oficina de Pobreza y Género para América Latina del Banco Mundial.

El Banco Interamericano de Desarrollo (BID) también ha realizado trabajos en los que se computan estadísticas de pobreza, utilizando metodologías homogéneas (Székely, 2001; Londoño y Székely, 2000). Su base de datos *Sociómetro* es una fuente importante de información sobre variables no monetarias vinculadas con la pobreza y el desarrollo humano.

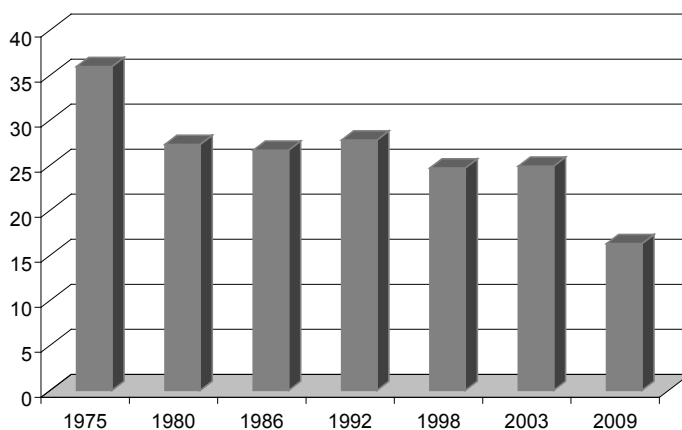
El CEDLAS de la Universidad Nacional de La Plata, en un proyecto conjunto con el grupo de Pobreza y Género para América Latina (LCSP) del Banco Mundial, computa un conjunto de indicadores de pobreza basados en líneas internacionales para todos los países de América Latina y varios del Caribe. Esa base de datos, denominada SEDLAC (*Socioeconomic Database for Latin America and the Caribbean*), es uno de los insumos principales de este libro, y en particular de la evidencia presentada en esta sección. La metodología de cálculo de la pobreza en la base SEDLAC está explicitada en su sitio *web*.

⁵² Rio Group (2006) es un compendio de prácticas comunes, donde se evidencia la diversidad de criterios adoptados en la práctica por los países.

4.9.2. La evolución de la pobreza en América Latina

Las estimaciones de pobreza recién comenzaron a popularizarse en la década de 1970.⁵³ Si bien las estadísticas que cubren ese período son frágiles, parece haber acuerdo entre los investigadores en que durante esa década de crecimiento económico la pobreza cayó en la región. En contraste, la década “perdida” de los 80 se caracterizó por crisis recurrentes y estancamiento en el producto, asociados a un débil desempeño social.⁵⁴ América Latina retomó el crecimiento económico durante los 90, aunque en el marco de crecientes desigualdades, combinación que se tradujo en una modesta caída de la pobreza. Las crisis que sufrieron varios países a comienzos de la década del 2000 implicaron un aumento en la tasa de pobreza agregada para la región. Las excepcionales condiciones económicas que beneficiaron a la región desde 2003 y la consolidación de políticas sociales más ambiciosas en muchos países implicaron una fuerte caída en los indicadores de pobreza. La figura 4.17, construida a partir de estimaciones propias desde 1992 y de otros autores para años anteriores, ilustra la disminución de la pobreza en los 70, el decepcionante desempeño durante los 80, la modesta reducción en los 90 y la sustancial caída en los 2000.

Figura 4.17
Tasas de pobreza para América Latina
Líneas de pobreza de 2.5 dólares por día por persona



Fuente: elaboración propia en base a SEDLAC, Londoño y Székely (2000), Wodon *et al.* (2001), Chen y Ravallion (2010) y estimaciones oficiales de pobreza.

⁵³ Oscar Altimir, desde la CEPAL, fue el pionero en estudios abarcativos de pobreza y desigualdad para toda la región (Altimir, 1979; Altimir, 1996).

⁵⁴ Los ochenta son considerados una década “perdida” en términos económicos, pero es importante resaltar que fue la década durante la cual muchos países latinoamericanos lograron superar sus dictaduras militares y consolidar sus regímenes democráticos.

Los valores correspondientes a los 70 y 80 son de menor confiabilidad, dado que provienen de un número menor de encuestas, de inferior calidad y cobertura variable. El monitoreo de la pobreza puede hacerse con más precisión desde la década del 90, con la generalización de las encuestas de hogares. El cuadro 4.16 muestra la evolución de la tasa de pobreza usando la línea internacional de USD 2.5 por día por persona. La pobreza cayó en el agregado de América Latina desde principios de la década del 90 hasta fines de la primera década del siglo.

Cuadro 4.16
Tasas de pobreza
2.5 dólares por día por persona

	1992 (i)	1998 (ii)	2003 (iii)	2009 (iv)	Cambio 92-09 (iv)-(i)
A. Cono Sur extendido					
Pobreza (ponderada) (%)	30.5	22.3	24.8	13.3	-17.2
Pobreza (no ponderada) (%)	17.9	15.4	18.4	10.3	-7.6
Población (millones)	209.3	228.7	244.5	260.7	51.4
Número de pobres (millones)	63.8	51.1	60.7	34.7	-29.1
B. Región Andina					
Pobreza (ponderada) (%)	26.6	25.3	29.4	19.5	-7.0
Pobreza (no ponderada) (%)	29.4	25.8	32.5	21.5	-7.9
Población (millones)	95.5	107.1	116.1	126.1	30.6
Número de pobres (millones)	25.4	27.1	34.2	24.7	-0.7
C. América Central y México					
Pobreza (ponderada) (%)	24.2	28.3	21.6	18.7	-5.6
Pobreza (no ponderada) (%)	33.2	30.0	28.7	23.6	-9.6
Población (millones)	124.0	137.8	147.5	158.7	34.7
Número de pobres (millones)	30.1	38.9	31.8	29.6	-0.4
América Latina (A+B+C)					
Pobreza (ponderada) (%)	27.8	24.7	24.9	16.3	-11.5
Pobreza (no ponderada) (%)	27.9	24.8	26.9	19.3	-8.6
Población (millones)	428.8	473.6	508.1	545.6	116.7
Número de pobres (millones)	119.3	117.1	126.8	89.0	-30.3

Fuente: Elaboración propia sobre la base SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

(*) El Cono Sur extendido incluye Argentina, Brasil, Chile, Paraguay y Uruguay. La región andina incluye Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú y Venezuela. América Central incluye Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua y Panamá, más México y la República Dominicana.

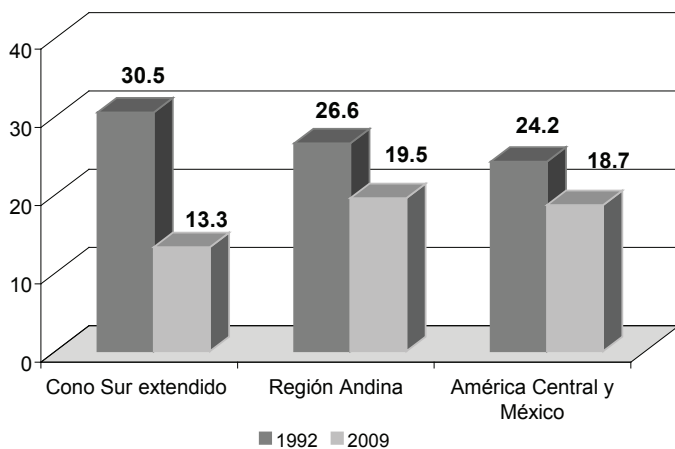
Mientras que en 1992 28 de cada 100 latinoamericanos vivía en hogares con ingresos inferiores a la línea de la pobreza (USD 2.5 por día a PPA), en 2009 esa proporción había bajado a 16 de cada 100. El número de personas pobres habría caído, de acuerdo con estas estimaciones, de 119 millones de personas en 1992 a 89 millones en 2009. Los resultados cualitativos son robustos al uso de otras LP internacionales y otros indicadores de pobreza.

Cada panel del cuadro 4.16 muestra la tasa de pobreza ponderando cada país por su población y el promedio no ponderado. Nótese, por ejemplo, que en el Cono Sur extendido la tasa ponderada en 1992 era de 30.5 y la no ponderada 17.9, resultado que proviene de la importancia relativa en la población de esa región de Brasil, un país que reúne al 75% de la población del Mercosur, y que presenta una tasa de pobreza más del doble del promedio del resto de los países. Nótese también que la brecha entre los promedios ponderado y sin

ponderar se ha achicado en el tiempo, como consecuencia del acercamiento de la tasa de pobreza de Brasil al promedio de la región.

El desempeño de las tres regiones en las que usualmente se divide a América Latina ha sido diferente (cuadro 4.16 y figura 4.18). La pobreza en el Cono Sur extendido (Argentina, Brasil, Chile, Paraguay y Uruguay) ha caído significativamente, fundamentalmente gracias al desempeño de Brasil y Chile. El desempeño de la región andina (Bolivia, Colombia, Ecuador, Perú y Venezuela) ha sido frustrante hasta principios de los 2000 y positivo con posterioridad. En América Central (Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua y Panamá, sumados a México y República Dominicana) la pobreza ha caído desde mediados de la década de 1990 aunque a una velocidad relativamente más lenta.

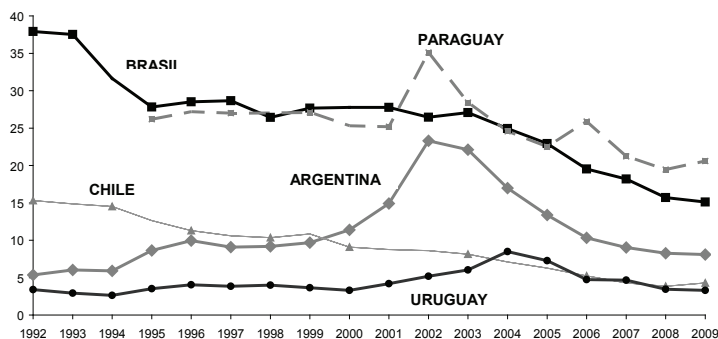
Figura 4.18
Tasas de pobreza por regiones
2.5 dólares por día por persona



Fuente: elaboración propia sobre la base de datos del SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Aun al nivel de las subregiones existe significativa heterogeneidad en materia de desempeño social. Tómese el caso del Cono Sur extendido, integrado por países como Argentina y Uruguay, donde la pobreza en 2009 era semejante a la de 17 años atrás; y otros como Brasil y Chile, donde los logros en materia de reducción de privaciones de ingreso han sido considerables (figura 4.19).

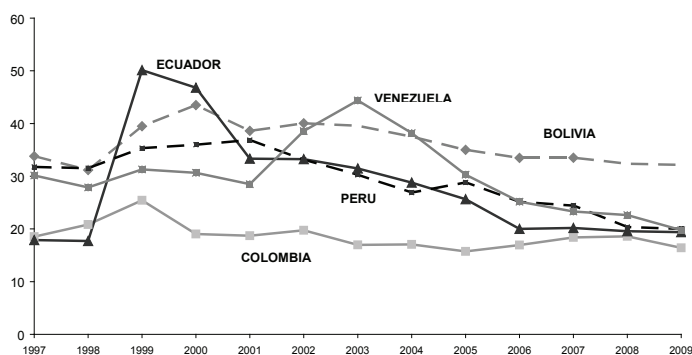
Figura 4.19
Evolución de la tasa de pobreza
Países del Cono Sur extendido



Fuente: Elaboración propia sobre la base SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).
 Nota: Línea de USD 2.5 a PPA por día por persona.

Los países andinos no han podido consolidar un sistema estable de encuestas de hogares, por lo que el monitoreo de la pobreza en esa región es más dificultoso, y solo puede hacerse con cierta precisión desde mediados de los 90. Ninguno de los países andinos logró entre 1997 y 2009 grandes avances en materia de lucha contra la pobreza, aunque hay indicios de progresos hacia el final de ese período (figura 4.20).

Figura 4.20
Evolución de la tasa de pobreza
Países Andinos

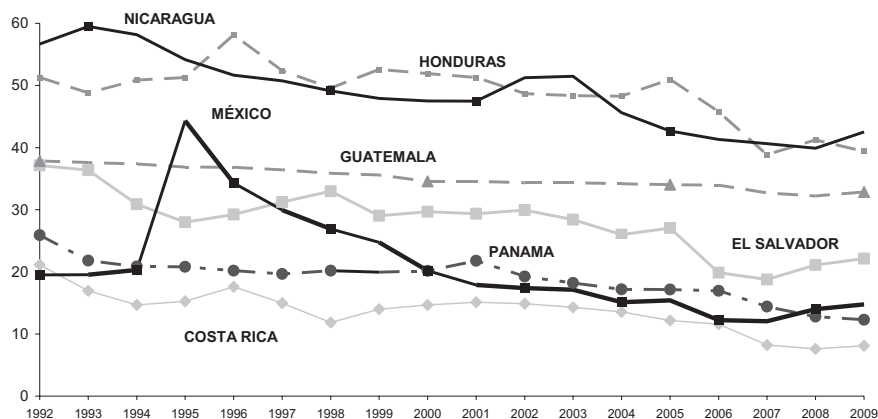


Fuente: Elaboración propia sobre la base SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).
 Nota: Línea de USD 2.5 a PPA por día por persona.

En varios países de América Central la pobreza parece haber caído a principios de los 90, transitado una larga meseta en esa década, y retomado un patrón de descenso en los 2000

(figura 4.21). En México la pobreza aumentó fuertemente durante la crisis del Tequila en 1995, y luego descendió progresivamente a niveles algo inferiores a los pre-crisis.⁵⁵

Figura 4.21
Evolución de la tasa de pobreza
Países de América Central y México



Fuente: Elaboración propia sobre la base SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

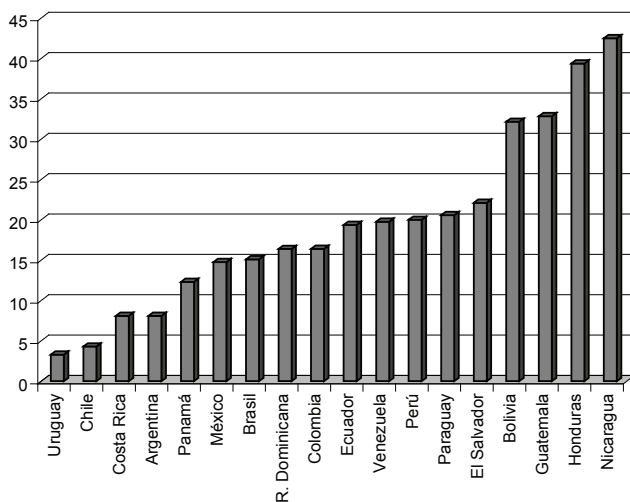
Nota: Línea de USD 2.5 a PPA por día por persona.

4.9.3. El ranking de pobreza en América Latina

Existen marcadas diferencias entre los países de América Latina en términos de su desempeño social. Mientras que la pobreza monetaria medida con la línea de 2.5 dólares es menor al 10% en varios países del Cono Sur, los niveles superan el 25% en varios países de América Central. La figura 4.22 ilustra el ranking de países ordenados por su tasa de pobreza. Chile, Uruguay, Costa Rica y Argentina se ubican en los primeros lugares, con tasas de pobreza moderadas. En el otro extremo, El Salvador, Bolivia, Guatemala, Honduras y Nicaragua presentan tasas de privaciones monetarias altas.

⁵⁵ En República Dominicana es posible monitorear regularmente la pobreza desde 2000. Ese país fue afectado por una crisis en 2004 con fuerte impacto sobre la pobreza, de la cual se ha recuperado parcialmente.

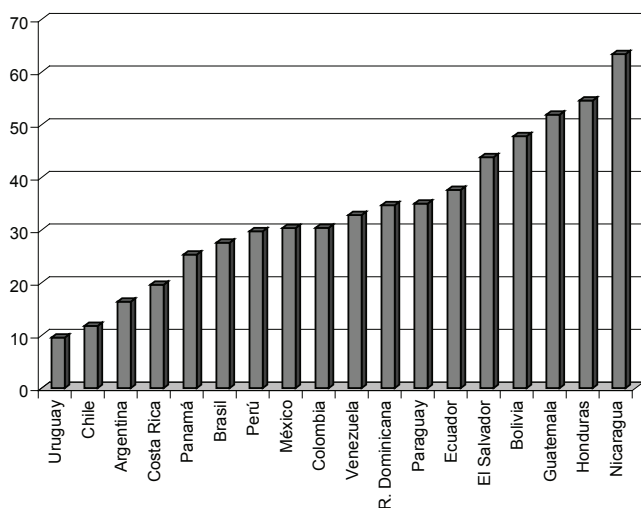
Figura 4.22
Tasas de pobreza por país
2.5 dólares a PPA por día por persona



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos del SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

El ranking preciso es sensible a un enorme conjunto de decisiones metodológicas, discutidas en este capítulo y el anterior. La figura 4.23, por ejemplo, muestra el ranking que surge de tomar una línea diferente (4 dólares). Ciertas características del ranking se mantienen invariables a cambios en la metodología: el Cono Sur es una región de baja pobreza; América Central es una región de alta pobreza con excepción de Costa Rica y Panamá; dentro de América del Sur Bolivia es el país con mayores índices de privaciones; y las dos mayores economías de la región –Brasil y México– tienen tasas de pobreza intermedias, en general inferiores a la media.

Figura 4.23
Tasas de pobreza por país
4 dólares a PPA por día por persona

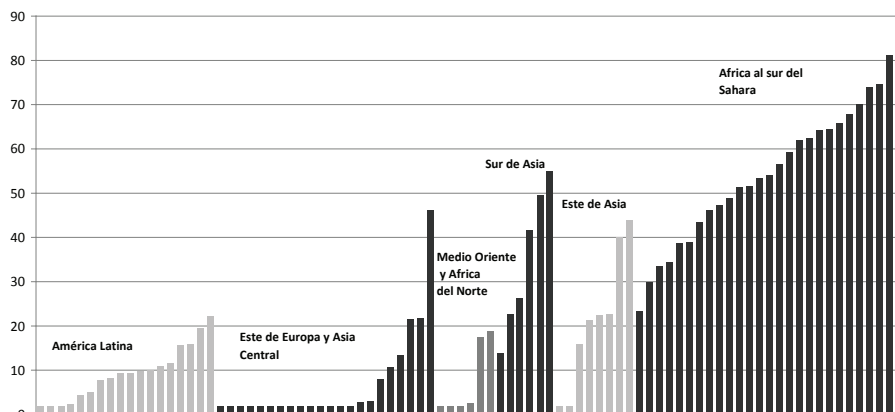


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos del SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

4.9.4. América Latina y el mundo

América Latina es una región en desarrollo conformada por países de ingreso medio o medio-alto. Sus tasas de pobreza están lejos de las casi nulas del mundo desarrollado, pero también lejos de las elevadas tasas de gran parte de Asia y África. La figura 4.24 muestra las tasas de incidencia de la pobreza en casi todos los países en desarrollo, de acuerdo con estimaciones de los *World Development Indicators*. Dentro del mundo en desarrollo los países latinoamericanos están relativamente bien posicionados.

Figura 4.24
Tasas de pobreza
1.25 dólares por día por persona

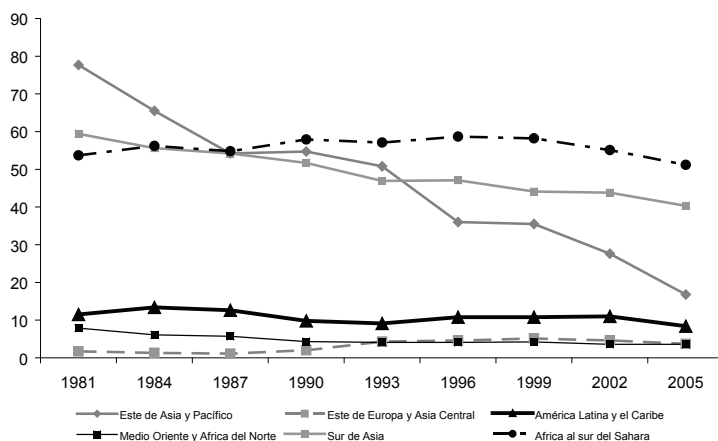


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de World Development Indicators. Tasas inferiores se truncan en 2%.

¿Cómo ha evolucionado la pobreza en el mundo? Se trata naturalmente de una pregunta ambiciosa, ya que implica el monitoreo de las tasas de pobreza en todos los países, respetando estándares mínimos de consistencia metodológica. El proyecto más serio de monitoreo de la pobreza a nivel internacional lo realiza el Banco Mundial, quien recolecta microdatos de encuestas de hogares de casi todos los países. La figura 4.25 muestra la evolución de la tasa de pobreza monetaria (línea de 1.25 dólares) en las diferentes regiones del mundo en desarrollo desde 1981 a 2005. Como discutimos, la calidad de la información es cada vez más dudosa a medida que nos alejamos hacia el pasado. Dos hechos impactan de la figura 4.25: (i) la notable caída de la pobreza monetaria en el este de Asia (donde está incluida China), y en menor medida en el sur de Asia (donde está ubicada India); y (ii) la falta de progresos sustanciales en el resto de las regiones, aun teniendo en cuenta la generalizada caída de la pobreza desde 2002.

Chen y Ravallion (2010) estiman en 2005 una tasa de pobreza de 8.4 para América Latina y el Caribe, con la línea de 1.25 dólares. Esa tasa resulta superior a las del Medio Oriente (3.6) y Este de Europa y Asia Central (3.7), inferior a la del este de Asia (16.8), y muy inferior a las del sur de Asia (40.3) y África al sur del Sahara (51.2).

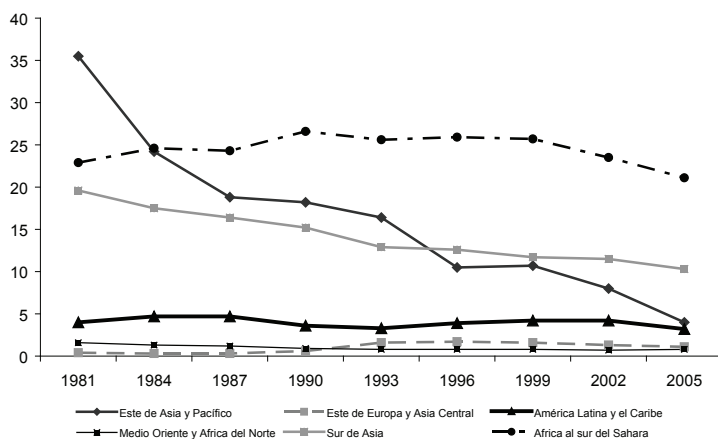
Figura 4.25
Tasas de pobreza en el mundo en desarrollo por regiones
Línea de 1.25 dólares



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Chen y Ravallion (2010).

Los resultados son cualitativamente semejantes al utilizar otras líneas de pobreza y otros indicadores. La figura 4.26 muestra el patrón de cambio de la brecha de pobreza. En este caso es notable cómo la distancia entre el este de Asia y América Latina, que era enorme a principios de la década de 1980, casi ha desaparecido en los 2000.

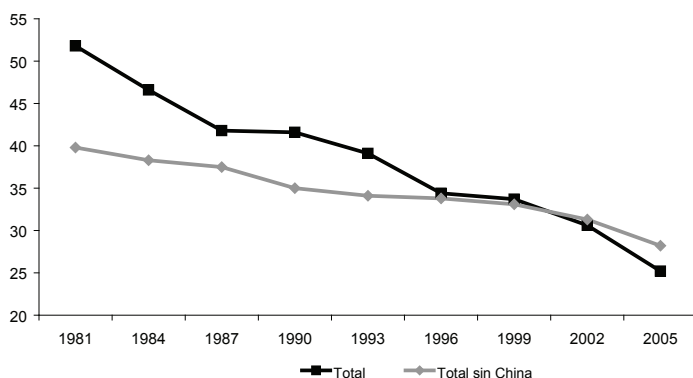
Figura 4.26
Brecha de la pobreza en el mundo en desarrollo por regiones
Línea de 1.25 dólares



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Chen y Ravallion (2010).

La pobreza monetaria ha disminuido en el mundo desde la década de 1980 (figura 4.27). La proporción de personas viviendo en hogares con menos de 1.25 dólares por día por persona se redujo de 51.8% en 1981 a 25.2% en 2005. Se trata sin dudas de una gran noticia, que debe sin embargo ponerse en perspectiva. En primer lugar, en gran parte la caída es producto del buen desempeño de China: ignorando al gigante asiático la pobreza mundial cayó 11 puntos en 24 años (en lugar de 26 puntos en igual período), un record mucho menos destacable. En segundo término, el nivel de pobreza sigue siendo enorme: un cuarto de la población mundial está por debajo de una línea de pobreza tan frugal como la de 1.25 dólares por día.

Figura 4.27
Tasas de pobreza en el mundo
Línea de 1.25 dólares

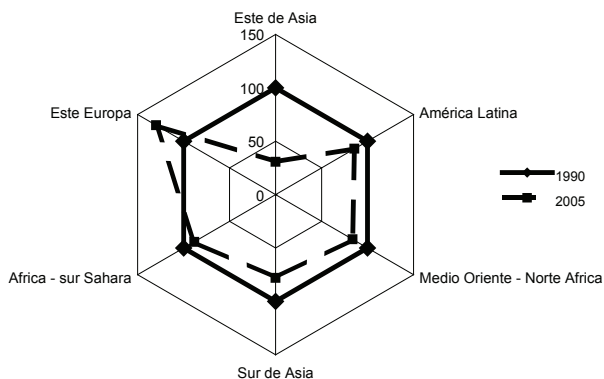


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Chen y Ravallion (2010).

El contraste entre el este de Asia y el resto del mundo en desarrollo es notorio en términos de los avances hacia los Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM). Como vimos, la meta número 1 de los ODM es, para el año 2015, reducir la pobreza a la mitad de su valor en 1990. La figura 4.28 ilustra el avance hacia esa meta en las regiones del mundo en desarrollo, mediante un gráfico de radio. La pobreza en cada región en 1990 se normaliza en 100 y se grafica en el hexágono inicial marcado en trazo grueso, mientras que la meta del milenio es el hexágono inferior marcado en el valor 50. Cada región idealmente debería progresar desde el valor 100 por un radio hasta el origen, que marcaría la eliminación completa de la pobreza. En ese camino nótese los avances del Este de Asia, que ha superado la meta 1 de los ODM. En contraste, el resto de las regiones aún se encuentra lejos de alcanzar el objetivo, e incluso el Este de Europa está en una situación más desventajosa que en 1990.⁵⁶

⁵⁶ La normalización en 100 de los niveles de pobreza iniciales esconde el hecho que las regiones del mundo parten desde lugares muy diferentes en su carrera por reducir la pobreza a la mitad. Se sostiene que las dificultades en reducir la pobreza aumentan a medida que los niveles son más bajos, y el conjunto de los pobres se reduce solo a personas de muy baja empleabilidad, socialmente marginados.

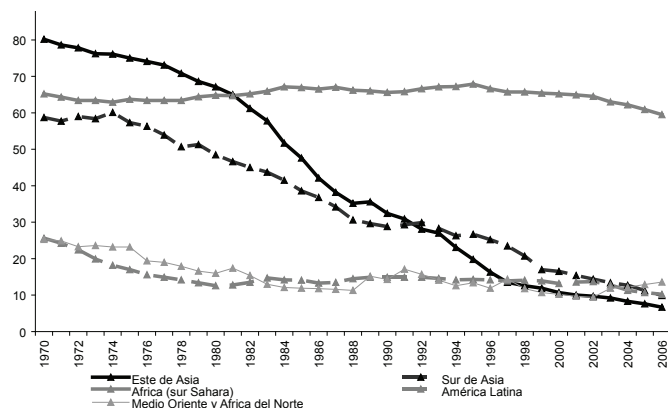
Figura 4.28
Avances hacia la meta 1 de los Objetivos del Milenio



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Chen y Ravallion (2010).

Dado que el cálculo de la pobreza mundial con microdatos es muy engorroso, y exige contar con un enorme número de encuestas de hogares, algunos autores estiman los cambios en la pobreza a partir del crecimiento del producto o consumo nacional, utilizando supuestos acerca de la forma (y en algunos casos cambios) de la distribución.⁵⁷ La figura 4.29 reproduce las estimaciones de Pinkovskiy y sala-i-Martin (2009), en las que se destaca la fuerte caída de la pobreza en Asia y los persistentes altos niveles de África. De acuerdo con estas estimaciones la pobreza en América Latina se habría reducido en los 70, y mantenido en una meseta en los 80 y 90, para disminuir en los 2000.

Figura 4.29
Tasas de pobreza en el mundo



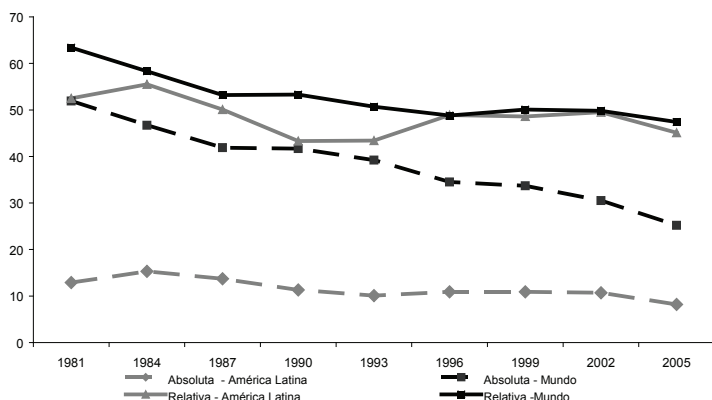
Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Pinkovskiy y sala-i-Martin (2009).

Nota: línea de USD 2 por día.

⁵⁷ Este procedimiento de estimación de la pobreza es criticado por algunos, argumentando que el crecimiento del producto tiende a sobrestimar el del ingreso disponible en las encuestas de hogares, y que las distribuciones van cambiando sus formas, por lo que la relación pobreza-crecimiento no es estable (Deaton, 2005; Chen y Ravallion, 2008). El capítulo 8 profundiza sobre este punto.

Ravallion y Chen (2009) proporcionan estimaciones de la pobreza relativa débil con la línea de pobreza discutida en la sección 4.4, $z_j = \max(1.25, 0.60 + C/3)$. La caída de la pobreza mundial es más modesta al considerar la línea relativa que la absoluta. De hecho, el número de pobres relativos aumentó entre 1981 y 2005, en contraste con la caída en el número de pobres en sentido absoluto. El desempeño latinoamericano fue semejante (y modesto) en ambas dimensiones.

Figura 4.30
Tasas de pobreza en el mundo y en América Latina
Líneas absoluta y relativa débil



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Ravallion y Chen (2009).

Apéndice: En la práctica

En este apéndice mostramos cómo computar algunos de los indicadores de pobreza que estudiamos en este capítulo.

El indicador FGT

En este apartado se estudia cómo calcular la familia de indicadores FGT. En primer lugar, se muestra cómo puede computarse el indicador FGT en Stata de manera relativamente sencilla. Luego, se presenta un programa que también calcula el indicador FGT. Como ejemplo, computamos la pobreza de 2.5 dólares para Ecuador en 2006, utilizando microdatos que provienen de la Encuesta de Condiciones de Vida (ENCOVI). El lector puede utilizar la versión procesada de dicha encuesta que está disponible en el sitio web del libro; contiene, entre otras, las variables ingreso per cápita familiar (`ipcf`), factor de expansión (`pondera`), y área de residencia (`urbano`).⁵⁸

El bloque de código a continuación asume que la encuesta de hogares ya está cargada en la memoria del Stata. En las líneas 4 y 6 se asigna el valor de la línea de pobreza y del parámetro de aversión a la desigualdad entre los pobres (es decir, α en la ecuación (4.17)) a las macros locales `lp` y `alfa`, respectivamente.⁵⁹ En la línea 9 se computa, para cada individuo pobre, su brecha de pobreza elevada al valor de la macro local `alfa`, que se asigna a una nueva variable que llamamos `each`.

En la línea 10 se reemplaza por cero el valor de la variable `each` para las observaciones que corresponden a individuos no pobres; este paso es necesario porque queremos que todas las observaciones válidas participen del `summarize` que se realiza en la línea 11.⁶⁰ En la línea 12 se computa el indicador FGT como el cociente entre la suma ponderada de la variable `each` (ver `r(sum)` después de un `summarize` con ponderadores) y la población de referencia (ver `r(sum_w)` después de un `summarize` con ponderadores). Por último, se muestra el resultado en pantalla (línea 15).

```
1 * cap4-fgt-simple.do
2
3 * línea de pobreza
4 local lp = 39.740
5 * parámetro alfa indicador fgt
6 local alfa = 2
7
8 * computar fgt
```

⁵⁸ El sitio *web* del libro contiene, también, los valores de las líneas de pobreza de USD 2.5 para todos los países de América Latina.

⁵⁹ La utilización de macros locales se describe con más detalle en el apéndice I del libro.

⁶⁰ Cabe recordar que los valores *missing* no son considerados por el comando `summarize`.

```

 9 gen each = (1 - ipcf/`lp') ^ `alfa' if ipcf < `lp'
10 replace each = 0 if each ==. & ipcf != .
11 summ each [w=pondera]
12 local fgt = (r(sum)/r(sum_w))*100
13
14 * mostrar resultado
15 display "fgt = " `fgt'

```

El programa de Stata que se muestra a continuación permite computar el indicador FGT para una determinada variable, especificando como argumentos obligatorios los valores del coeficiente de aversión a la desigualdad entre los pobres (*alfa*) y la línea de pobreza (*zeta*). El programa acepta, de forma opcional, la condición *if* y la utilización de ponderadores.⁶¹ Como en casos anteriores, la condición *if* se implementa utilizando las sentencias `preserve`, `marksample` y `keep` (ver líneas 9-13). La línea 15 crea una variable temporal `each` a fin de evitar que las variables (auxiliares) generadas por este programa entren en conflicto con las existentes en la base de datos.⁶² La línea 16 computa la brecha de pobreza individual elevada al valor de la macro local `alfa`, solo para los individuos con ingreso menor a la línea de pobreza. En la línea 17 se reemplaza por cero el valor de la variable temporal `each` para los individuos no pobres. En la línea 20 se computa el indicador FGT de igual manera que en el bloque de código anterior. La línea 26 muestra el resultado en pantalla empleando la sentencia `display`. Finalmente, por tratarse de un programa definido como de tipo `rclass`, el FGT calculado se devuelve en `r(fgt)` (ver línea 28). La línea 30 finaliza el código del programa.

```

1 * cap4-fgt.do
2
3 capture program drop fgt
4 program define fgt, rclass
5   syntax varlist(max=1) [iweight] [if], Alfa(real) Zeta(real)
6
7   quietly {
8
9     preserve
10    * touse = 1 -> observación si cumple if & !=.
11    * touse = 0 -> observación no cumple if | ==.
12    marksample touse
13    keep if `touse' == 1
14
15    tempvar each
16    gen `each' = (1 - `varlist' / `zeta' ) ^ `alfa' if `varlist' < `zeta'
17    replace `each' = 0 if `each' == .
18    summ `each' [`weight'`exp']
19
20    local fgt = (r(sum)/r(sum_w))*100

```

⁶¹ La sentencia `syntax` permite indicar qué componente de la sintaxis general de Stata acepta el programa que se está escribiendo (ver apéndice capítulo 2).

⁶² Cabe recordar que el nombre de una variable temporal debe introducirse entre comillas simples, las mismas que se utilizan en el caso de una macro local.

```

21
22     restore
23
24 }
25
26 display as text "FGT (alfa='alfa',Z='zeta') = " as result %6.3f `fgt'
27
28 return scalar fgt = `fgt'
29
30 end

```

A modo de ejemplo, si el programa anterior se invoca con la sentencia

```

. fgt ipcf if urbano==1 [w=pondera], alfa(0) z(39.740)
(importance weights assumed)
FGT (alfa=0,Z=39.74) = 11.824

```

se computa la tasa de incidencia en las zonas urbanas de Ecuador, empleando ponderadores, utilizando el ingreso per cápita familiar, y una línea de pobreza de 39.740 dólares mensuales.⁶³ Para el lector interesado, la sentencia `syntax` utilizada hace que el nombre de la variable `ipcf` se asigne a la macro local `varlist`, “`if urbano == 1`” a la macro local `if`, “`iweight`” a la macro local `weight`, “`= pondera`” a la macro local `exp`, “`0`” a la macro local `alfa`, y “`39.740`” a la macro local `zeta`.

Pobreza relativa

La estimación de la pobreza relativa implica, como primer paso, el cálculo de una línea de pobreza relativa. A modo de ejemplo, se computa una línea de pobreza igual al 50% del ingreso mediano de Ecuador. El comando `summarize` con la opción `detail` arroja, entre otros, el valor de la mediana (ver `r(p50)` en la línea 4). Luego, el cálculo de la pobreza se realiza empleando el programa `fgt` que vimos más arriba.

```

1 * cap4-pobreza-relativa.do
2
3 summ ipcf [w=pondera], detail
4 local lp = 0.5*r(p50)
5 fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(`lp')

```

Descomposición regional de la pobreza

El código que aparece a continuación puede utilizarse para realizar una descomposición por regiones de la tasa de incidencia de la pobreza (ver cuadro 4.7). A modo de ejemplo,

⁶³ Como sabemos, antes de ejecutar esta sentencia es necesario que el programa `fgt` se encuentre residente en memoria. Para ello, basta con ejecutar el archivo `do` que lo define.

utilizamos la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares de México para el año 2006 con la línea de pobreza de 2.5 dólares, equivalentes a 608.245 pesos mensuales.

Las líneas 5 y 6 computan la tasa de incidencia para el total del país, almacenando el resultado en la macro local `p0`. En la línea 18 se tabula la variable `region` con el objetivo de computar la cantidad de observaciones (ponderadas) en cada una de las ocho regiones identificadas en la encuesta de México para el año 2006, ver el nombre de cada una de las regiones en las líneas 8-15. La opción `matcell(ktab)` del comando `tabulate` almacena los resultados en una matriz de nombre `ktab`. En la línea 20 se divide cada celda de la matriz `ktab` por el número de observaciones expandido; luego de ejecutar el comando `tabulate` en `r(N)` se almacena el número de observaciones expandido que participaron del comando.⁶⁴ En la línea 21 se utiliza la sentencia `matrix list ktab` para mostrar en pantalla la matriz generada.

El comando `levelsof region, local(levels)` (ver línea 23) genera la macro local `levels` que contiene una cadena de caracteres con la lista de las regiones identificadas en la encuesta; en nuestro caso, `levels = "1 2 3 4 5 6 7 8"`. Luego, esta macro local puede utilizarse en combinación con el comando `foreach` para iterar a través de las regiones de la encuesta (ver línea 24). En la línea 26 se computa la tasa de pobreza regional.

La línea 27 muestra en pantalla (ver comando `display`) la contribución regional a la pobreza nacional, calculada como el producto entre la participación de cada región en la población total y el cociente entre la tasa de pobreza regional y la tasa de pobreza nacional. Por último, se elimina la matriz `ktab` (línea 32).

```
1 * cap4-descomposicion-regional.do
2
3 local lp=608.245
4
5 fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(`lp')
6 local p0 = r(fgt)
7
8 /* 1 = Noroeste
9    2 = Norte
10   3 = Noreste
11   4 = Centro-Occidente
12   5 = Centro-Este
13   6 = Sur
14   7 = Oriente
15   8 = Península de Yucatán */
16
17 * calcular frecuencia de cada región
18 tabulate region [w=pondera], matcell(ktab)
19 * calcular frecuencia relativa de cada región
20 matrix ktab=ktab/r(N)
21 matrix list ktab
22
23 levelsof region, local(levels)
24 foreach i of local levels {
```

⁶⁴ Cabe hacer notar la diferencia con respecto al comando `summarize`, que en `r(N)` siempre almacena el número de observaciones consideradas por el comando.

```

25
26 quietly fgt ipcf [w=pondera] if region==`i', a(0) z(`lp')
27 display as result ktab[`i',1]*r(fgt)/`p0'*100 ///
28 as text " = contribucion (%) region " `i'
29
30 }
31
32 matrix drop ktab

```

Pobreza según consumo e ingreso

El código que sigue puede utilizarse para replicar los resultados sobre pobreza por consumo e ingreso presentados en el cuadro 4.9. El bucle `forvalues` de la línea 6 hace que la macro local `i` tome valores desde 0.5 hasta 1.5 a intervalos de 0.1. Las demás líneas de código son similares a las empleadas anteriormente en este apéndice.

```

1 * cap4-consumo-ingreso.do
2
3 * línea de pobreza oficial
4 local lp0 = 576.50281
5
6 forvalues i = 0.5(0.1)1.5 {
7
8   * línea de pobreza
9   local lp = `lp0' * `i'
10
11  * consumo
12  display `i' "*"lp = " `lp0'*`i'
13  fgt cpcf [w=pondera], a(0) z(`lp')
14
15  * ingreso
16  display `i' "*"lp = " `lp0'*`i'
17  fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(`lp')
18
19 }

```

El código siguiente permite replicar la figura 4.13 del texto, que compara las funciones de distribución del ingreso y el consumo per cápita de Nicaragua para el año 2005. En primer lugar, se construye la función de distribución del `ipcf` (ver líneas 3-8). Como en ejemplos anteriores, el primer paso consiste en ordenar las observaciones de forma creciente según su `ipcf` (línea 4). En las líneas 6-8 se genera la variable `shrpop_i`, que contiene, para cada observación de la encuesta de hogares, el porcentaje de la población acumulado. Cabe recordar que luego de ejecutar la línea 7, `shrpop_i[_N]` contiene la suma de los factores de expansión individuales; es decir, la población de referencia. En las líneas 10-15 se utiliza un procedimiento similar pero referido a la función de distribución del consumo per cápita familiar (variable `cpcf`).

La macro local `cutoff` se utiliza para indicar qué porcentaje de las observaciones se mostrará en el gráfico (ver líneas 18). El lector puede comprobar que con `cutoff=1` el grá-

fico no permite observar las diferencias entre las dos funciones de distribución – ¿por qué? (ver capítulo 2). Por último, se presentan ambas curvas superpuestas en el mismo gráfico (ver líneas 19-21).⁶⁵

```
1 * cap4-funcion-dist-2.do
2
3 * ordenar segun ipcf
4 sort ipcf, stable
5
6 * población acumulada ordenamiento ipcf
7 gen shrpop_i = sum(pondera)
8 replace shrpop_i = shrpop_i/shrpop_i[_N]
9
10 * ordenar según cpcf
11 sort cpcf, stable
12
13 * población acumulada ordenamiento cpcf
14 gen shrpop_c = sum(pondera)
15 replace shrpop_c = shrpop_c/shrpop_c[_N]
16
17 * función de distribución acumulada
18 local cutoff = .95
19 twoway (line shrpop_i ipcf [w=pondera] if shrpop_i<=`cutoff', sort(ipcf)) ///
20        (line shrpop_c cpcf [w=pondera] if shrpop_c<=`cutoff', sort(cpcf)), ///
21        legend(label(1 "ipcf") label(2 "cpcf"))
```

Pobreza por edad

El bloque de código siguiente muestra cómo puede graficarse la relación entre pobreza y edad (ver figura 4.15). En primer lugar, los individuos de la encuesta de hogares de México para el año 2006 se dividen en grupos según la edad; en el ejemplo, el primer grupo abarca desde los 0 hasta los 4 años edad, el segundo desde los 5 hasta los 9, etc. Las líneas 5 y 6 generan las variables que luego se utilizan para graficar los resultados. La línea 7 crea la macro local `cnt` que se emplea como contador. El bucle `forvalues` se utiliza para iterar desde 0 hasta 80 a incrementos de 5 (ver línea 8). La línea 11 computa la tasa de pobreza para cada grupo etario utilizando el programa `fgt` que se describió más arriba. Las líneas 13 y 14 reemplazan los contenidos de una única observación de las variables x e y , respectivamente - notar que el reemplazo solo se realiza para la observación número `cnt`; es decir, en cada iteración del bucle `forvalues` se reemplaza un único valor de dichas variables. La línea 16 incrementa en uno el valor del contador contenido en la macro local `cnt`. Las líneas 19 a 22 grafican los resultados, superponiendo a las estimaciones de pobreza una línea de regresión polinomial de orden 2.

⁶⁵ En el apéndice I del libro se explican los comandos básicos para graficar en Stata.

```

1 * cap4-pobreza-edad.do
2
3 local lp=local lp=608.245
4
5 gen x = .
6 gen y = .
7 local cnt = 1
8 forvalues i = 0(5)80 {
9
10  display as text "rango = " as result "[" `i' ", " `i'+4 "]"
11  fgt ipcf [w=pondera] if edad >=`i' & edad <=(`i'+4), a(0) z(`lp')
12
13  replace x = `i' if _n==`cnt'
14  replace y = r(fgt) if _n==`cnt'
15
16  local cnt = `cnt' + 1
17 }
18
19 gen xsq = x^2
20 regress y x xsq
21 predict yhat
22 twoway (line y x) (line yhat x)

```

Significatividad estadística

La implementación de la técnica de *bootstrap* en Stata es relativamente sencilla. Como ejemplo, computemos intervalos de confianza para la tasa de incidencia de 2.5 dólares utilizando la Encuesta Nacional de Hogares (ENAHOG) de Perú para el año 2006. Si utilizamos el programa `fgt` mostrado más arriba, la implementación del *bootstrap* puede hacerse con una única sentencia; ver línea 2 a continuación.

```

1 local lp = 130.3446
2 bootstrap r(fgt), reps(50): fgt ipcf, a(0) z(`lp')

```

Luego del comando *bootstrap* se especifica cuál es el resultado que genera el comando `fgt` para el que se quieren construir intervalos de confianza. Así, `r(fgt)` es dicho resultado, mientras que `fgt ipcf, a(0) z(`lp')` es la sentencia que lo genera. El comando *bootstrap* acepta como opción la cantidad de replicaciones que se desean realizar, 50 en el ejemplo. El inconveniente que tiene el comando *bootstrap* de Stata es que no puede aplicarse a comandos con ponderadores. Es decir, la sentencia

```

. bootstrap r(fgt), reps(50): fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(128.136)
(frequency weights assumed)
weights not allowed

```

genera un error; en particular, Stata nos dice “*weights not allowed*”. Para solucionar este problema, podemos escribir un nuevo programa que compute el FGT que, a diferencia del anterior, reciba la variable de ponderación como una opción. Así, la sentencia `syntax` correspondiente quedaría como se muestra en la línea 5 del código siguiente.

```

1 * cap4-pobreza-bootstrap.do
2
3 capture program drop fgt_bs
4 program define fgt_bs, rclass
5   syntax varlist(max=1), Alfa(real) Zeta(string) Weight(varname)
6
7   quietly {
8
9     local wt=""weight'"
10
11    tempvar each
12    gen `each' = ( 1 - `varlist' / `zeta' ) ^ `alfa' if `varlist' < `zeta'
13    replace `each' = 0 if `each' == .
14    summ `each' [w=`wt']
15    local fgt = (r(sum)/r(sum_w))*100
16
17   }
18
19   display as text "FGT (alfa=`alfa',Z=`zeta') = " as result %6.3f `fgt'
20
21   return scalar fgt = `fgt'
22
23 end

```

Ahora, para realizar el *bootstrap* podemos emplear una sentencia como

```

. bootstrap r(fgt), reps(50): fgt_bs ipcf, a(0) z(`lp') w(pondera)
(running fgt_bs on estimation sample)

```

...

```

Bootstrap results                               Number of obs   =   88093
                                                Replications   =    50

```

```

command: fgt_bs ipcf, a(0) z(128.136) w(pondera)
       _bs_1: r(fgt)

```

	Observed	Bootstrap			Normal-based	
	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
_bs_1	.2521781	.0018246	138.21	0.000	.2486019	.2557542

Se deja como ejercicio para el lector adaptar este nuevo programa *fgt* para que pueda ser utilizado en conjunto con el comando *bootstrap* aceptando una condición *if*.

CAPÍTULO 5

POBREZA: EXTENSIONES

Índice del Capítulo 5

5.1. Introducción

5.2. Pobreza multidimensional

5.3. Pobreza subjetiva

5.4. La dinámica de la pobreza

5.5. Perfiles de pobreza

5.6. Pobreza y geografía

Apéndice: En la práctica

5.1. Introducción

En el capítulo anterior estudiamos el paradigma más extendido para medir privaciones – la pobreza monetaria– y lo hicimos en un contexto estático. Ese paradigma ha resultado muy exitoso por la simplicidad en el tratamiento analítico y la implementación práctica. De hecho, todos los gobiernos de América Latina monitorean la pobreza mediante esta metodología. La simplicidad, sin embargo, tiene un costo. Si bien el ingreso es una dimensión muy relevante del bienestar, ciertamente no es la única, por lo que medir exclusivamente privaciones monetarias implica ignorar parte de los hechos. Asimismo, la medición de la pobreza basada únicamente en observaciones de un período dado simplifica exageradamente una realidad en la que los ingresos son cambiantes, y en la cual muchas personas entran y salen de situaciones de carencias materiales con frecuencia. Este capítulo tiene como principal objetivo abordar estos temas que enriquecen la discusión conceptual y la medición de las privaciones.

La sección 5.2 trata la extensión de la medición de la pobreza a un espacio *multidimensional*. Esa extensión no es sencilla ya que requiere resolver los problemas de la elección de las variables a considerar y de su agregación para arribar a algún indicador de privaciones. La sección 5.2 discute estos problemas y presenta algunas propuestas prácticas de implementación empírica.

Las dificultades para medir objetivamente la pobreza han motivado una corriente que propone basar el análisis en evaluaciones *subjetivas* de las personas respecto de sus propias privaciones. La sección 5.3 está destinada a discutir esas ideas.

La pobreza es un fenómeno dinámico ya que el grado de privaciones de las personas varía a lo largo de sus vidas. La sección 5.4 estudia la pobreza desde una perspectiva *dinámica*, distinguiendo entre pobreza transitoria, crónica e intertemporal, e investigando la persistencia temporal de las privaciones y las posibles “trampas de pobreza”. Un tema relacionado con el patrón temporal de la pobreza y las expectativas futuras de sufrir privaciones es el de la *vulnerabilidad*, un tópico de creciente relevancia para las políticas públicas, que es también abordado en la sección 5.4.

Luego de medir pobreza, el siguiente paso natural es caracterizarla. En la sección 5.5 se presentan *perfiles* de pobreza, los cuales describen a las personas pobres en relación con el resto de la población, en función de un conjunto de variables socioeconómicas. Es particularmente interesante caracterizar a la población de acuerdo con su ubicación geográfica, entre otras razones debido a que muchos programas destinados a aliviar la pobreza se focalizan regionalmente. La sección 5.6 trata el tema de *geografía y pobreza*, introduciendo instrumentos de análisis espacial, como mapas de pobreza y correlaciones espaciales.

Al igual que el resto del libro, este capítulo incluye un apéndice con explicaciones prácticas sobre cómo implementar en Stata algunos instrumentos presentados en el texto.

Un último punto antes de comenzar. Los términos *exclusión* y *marginalidad* suelen proponerse como alternativos al de pobreza para subrayar el carácter relativo o subjetivo de las privaciones, y para extender el espacio de las carencias a dimensiones no monetarias. Si bien profundizar el análisis de la pobreza es ciertamente deseable, nos parece que no es indispensable la incorporación de términos adicionales. En la gran mayoría de los casos, los estudios que prometen un nuevo paradigma de análisis invocando los términos de exclusión y marginalidad terminan asemejándose a los análisis típicos de pobreza que incluyen las dimensiones relativa, subjetiva y/o no monetaria que serán extensamente tratadas en este capítulo.

5.2. Pobreza multidimensional

Existen convincentes argumentos a favor de entender a la pobreza como un fenómeno que va más allá de la insuficiencia monetaria. Una persona puede recibir un ingreso superior a la línea de la pobreza, pero al mismo tiempo no tener acceso a algunos servicios básicos, ser marginado socialmente o privado de derechos y libertades básicas. El ingreso quizás contribuya a aliviar algunos de estos problemas, pero no puede tomarse ligeramente como resumen de todas las dimensiones del bienestar.

Existen varias líneas de argumentación para justificar el análisis multidimensional de la pobreza.¹ El enfoque de capacidades de Amartya Sen provee uno de los argumentos más convincentes. Sen (1984, 1992, 2000) propone trascender el paradigma del ingreso, midiendo pobreza en el espacio de las capacidades (*capabilities*) que permiten llevar a cabo ciertas funciones básicas o funcionamientos (*functionings*) tanto privados como sociales, que hacen posible una vida plena. La lista de *functionings* incluye estar bien alimentado, tener buena salud, ser capaz de moverse libremente, tener autoestima, tener respeto del resto, participar en la vida comunitaria y otras. Sen define a la pobreza como un estado caracterizado por niveles de capacidades insuficientes para realizar un conjunto básico de funciones. Dado que el ingreso es solo uno entre muchos medios que determinan la capacidad para llevar a cabo funciones, la medición de la pobreza se vuelve necesariamente multidimensional.

Una visión alternativa, emparentada con la de Sen, subraya la necesidad social de asegurar consumos mínimos de ciertos bienes y servicios básicos considerados meritorios y/o esenciales como parte del conjunto de oportunidades que toda sociedad debe ofrecer a sus integrantes.² Ese conjunto incluye típicamente variables de acceso a niveles básicos de educación, salud, vivienda y otros servicios.

¹ Ver Brandolini y D'Alessio (1998), Bourguignon (2003), Silber (2007) y Kakwani y Silber (2007) para discusiones y mediciones de pobreza multidimensional.

² Ver, por ejemplo, Streeten *et al.* (1981).

Finalmente, desde la visión bienestarista estudiada en el capítulo anterior se reconoce que la utilidad individual depende de factores que no se transan en el mercado, ya sea por su naturaleza o por la masiva intervención estatal (*e.g.* provisión de agua potable), y cuya correlación con el ingreso dista de ser perfecta. En este contexto es válido extender la medición de la pobreza a dimensiones no monetarias.

Aunque los tres enfoques mencionados tienen una amplia aceptación en el campo conceptual, esta no se ha materializado plenamente a la hora de la implementación práctica dada la complejidad para resolver objetivamente algunas preguntas cruciales. Tomemos por ejemplo el enfoque de Sen, ¿cuáles son los *functionings* relevantes?, ¿cómo medirlos?, ¿cómo determinar empíricamente la capacidad de alcanzar un umbral mínimo en cada uno? Nótese adicionalmente que, si bien algunas variables son mensurables (*e.g.* alimentación), otras son difíciles de definir y medir (*e.g.* autoestima).

En la práctica, gran parte de los trabajos empíricos en pobreza multidimensional son menos ambiciosos y definen pobreza en el espacio de aquellas variables disponibles en encuestas y censos, sin detenerse en argumentar cuidadosamente sobre la elección de cada variable y su consistencia con alguno de los tres enfoques mencionados. Esta alternativa práctica más sencilla enfrenta, de cualquier modo, tres dificultades centrales que se repiten en todo análisis multidimensional: (i) ¿qué variables elegir entre las disponibles?, (ii) ¿cómo definir el umbral de privación para cada variable (o para una variable agregada)? y (iii) ¿qué importancia relativa dar a cada variable?³ El resto de esta sección está destinada a discutir estos puntos.

5.2.1. Variables

La selección de variables a incluir en un indicador multidimensional debe idealmente regirse por un marco conceptual, como alguno de los tres mencionados arriba. Desafortunadamente, la teoría nos aconseja áreas donde buscar, pero no identifica las variables precisas a incluir en el indicador multidimensional.⁴ Como se mencionó, en la práctica la elección de variables se convierte en un ejercicio guiado por el sentido común y la disponibilidad de información.⁵ La siguiente es una lista de áreas y variables comúnmente incluidas en el análisis empírico de pobreza multidimensional:

- (i) Educación: alfabetismo o años de educación en adultos, escolarización en niños y jóvenes en edad escolar.

³ La dificultad en resolver de forma no arbitraria todas estas cuestiones ha generado una posición escéptica de algunos investigadores respecto de los indicadores de pobreza multidimensional. Ver por ejemplo la discusión en Ravallion (2011) y Lustig (2011).

⁴ En Alkire (2002) y Nussbaum (2003) se discuten posibles listas normativas de dimensiones y variables a incluir.

⁵ En algunos casos la elección también está influenciada por encuestas a la opinión pública. Este enfoque “consensual” ha sido especialmente relevante en Europa.

- (ii) Vivienda: hacinamiento, calidad de la construcción, ubicación en zonas precarias.
- (iii) Acceso a servicios: agua, saneamiento, electricidad.
- (iv) Propiedad de bienes de consumo durable.
- (v) Salud: esperanza de vida al nacer, mortalidad infantil, desnutrición, indicadores antropométricos (altura o peso según la edad).
- (vi) Trabajo: condición laboral (empleado, desocupado, inactivo), informalidad o precariedad del empleo, tasa de dependencia (miembros del hogar por perceptor de ingreso).
- (vii) Bienestar subjetivo: respuestas a preguntas sobre satisfacción personal y autoestima.
- (viii) Relaciones con la comunidad: respuestas a preguntas sobre grado de integración, participación y discriminación.
- (ix) Ingreso o consumo monetario.

La lista no se agota en estas variables, extendiéndose de acuerdo con la disponibilidad de información a otras dimensiones (*e.g.* seguridad, libertad). Por ejemplo, en un reciente estudio, Merz y Rathjen (2009) incluyen la falta de tiempo de ocio genuino (*i. e.* el tiempo disponible luego de restar horas de trabajo en el mercado, en actividades domésticas y en otras responsabilidades) como una variable esencial para incluir en la medición de la pobreza multidimensional.

En principio, la inclusión del ingreso en un indicador multidimensional parece justificada, dado que es un determinante del nivel de vida y forma parte del conjunto de capacidades para llevar a cabo funciones básicas. Algunos estudios, sin embargo, prefieren dejar el ingreso al margen, dado que es una variable con alta variabilidad en períodos cortos, a diferencia de la mayoría de los atributos no monetarios. Es usual el argumento que sostiene que los indicadores de pobreza multidimensional contruidos con variables no monetarias captan la pobreza “estructural”, evitando el sesgo de las mediciones de pobreza de ingreso (e incluso de consumo), en las que una persona carenciada puede erróneamente ser clasificada como no pobre si circunstancialmente recibe un ingreso más alto que lo normal en el mes de la encuesta. En contraste, la mayoría de las variables no monetarias listadas anteriormente están menos expuestas a fluctuaciones de corto plazo. En ese sentido, se afirma que la pobreza multidimensional no monetaria identifica como pobre a todo individuo que presenta ciertas características que reflejan un nivel de vida permanente bajo.

Casi todos los países latinoamericanos implementan un sistema de medición dual: por un lado, monitorean con frecuencia la pobreza monetaria sobre la base de datos de ingreso o consumo mensual provenientes de encuestas de hogares y por otro calculan, con menos

frecuencia, pobreza multidimensional en función de variables no monetarias obtenidas de los censos (ver el enfoque de las necesidades básicas insatisfechas o NBI en la sección 5.2.3).

El problema de la arbitrariedad para resolver el problema de la identificación, que discutimos extensamente en el capítulo anterior, se multiplica en el caso multidimensional. ¿Cuántos son los años de educación necesarios para que una persona no sea considerada con privaciones educativas? ¿Debe, por ejemplo, considerarse carenciado a un adulto que no tiene educación primaria completa, o extender el umbral a educación secundaria, dada la creciente demanda en los mercados laborales de América Latina de mayores credenciales educativas? ¿Qué valor máximo de personas por habitación fijar para definir hacinamiento? ¿Qué lista de materiales define una vivienda precaria? Una vez más, en la práctica, la fijación de umbrales se realiza arbitrariamente, siguiendo el sentido común y el conocimiento de la realidad de cada sociedad. La discusión sobre pobreza absoluta o relativa del capítulo anterior se repite en este punto. Mientras que en Europa son más usuales las líneas relativas, la medición de la pobreza multidimensional en los países en desarrollo, y en particular los latinoamericanos, se ha hecho hasta ahora típicamente con líneas absolutas en cada dimensión; es decir, umbrales invariantes en el tiempo, pese a que las sociedades progresen y se desarrollen.

Un punto importante en el proceso de selección de variables es encontrar un equilibrio entre la posible redundancia de variables semejantes y el riesgo de perder información al dejar de lado a alguna de ellas. Por ejemplo, supóngase que una dimensión del bienestar está asociada al tamaño de la vivienda y que se dispone de información sobre el número de habitaciones de uso exclusivo, el número de baños y los metros cuadrados construidos. Estas tres variables están muy correlacionadas entre sí: la información incorporada en una variable no difiere significativamente de la incluida en las demás, por lo que será conveniente escoger una sola variable o algún “promedio” de las tres. Dos métodos de selección de variables posibles son (i) el de agrupamiento o *clusters* (e.g. Fraiman *et al.*, 2008; Caruso *et al.*, 2011) y (ii) el análisis factorial y de componentes principales, que se explica más adelante.⁶ En la práctica, sin embargo, es más usual la elección *ad hoc* de una variable entre las muchas posibles que representan una dimensión, o el cálculo de algún promedio simple.

5.2.2. Medidas de pobreza multidimensional

Es posible clasificar a los enfoques sobre medición de la pobreza multidimensional en tres grupos. El primero, y más extendido, está conformado por medidas que exigen la fijación de una línea de pobreza en cada dimensión. Una vez definidos estos umbrales se aplica algún

⁶ Ver Conconi y Ham (2010) para una aplicación del análisis factorial con el propósito de resumir la información en cada área (trabajo, educación, vivienda e ingresos) en una sola variable.

criterio que evalúa conjuntamente las privaciones en cada variable. El segundo enfoque, en cambio, reduce la medición del bienestar individual de muchas dimensiones a una sola y analiza las privaciones sobre ese agregado. La tercera alternativa propone no dicotomizar a la población a partir de umbrales estrictos, y en su lugar reconocer grados en las privaciones en cada dimensión.

5.2.2.1. Umbrales en cada atributo

Este enfoque considera a las distintas dimensiones de la pobreza de forma independiente, cada una con su umbral mínimo. El problema de identificación requiere establecer un criterio por el cual una persona es pobre, en función de su condición de privación en cada atributo. La alternativa más extendida considera que una persona pertenece al conjunto de la población pobre \mathfrak{S}_p toda vez que sufra una privación en cualquiera de las j dimensiones consideradas. Formalmente,

$$(5.1) \quad i \in \mathfrak{S}_p \text{ si y solo si } \exists j \text{ tal que } x_{ij} < z_j$$

donde x_{ij} es el valor de la variable o atributo j para el individuo i y z_j la línea de pobreza asociada a la variable j . Nótese que este criterio, conocido como de *unión*, no permite la sustitución entre atributos: una persona es pobre si no logra superar un z_j por más que en el resto de las dimensiones su posición sea holgada.

La otra posibilidad extrema es utilizar un criterio de *intersección*, por el cual una persona es pobre si y solo si tiene privaciones en todos los atributos simultáneamente. En términos formales,

$$(5.2) \quad i \in \mathfrak{S}_p \text{ si y solo si } x_{ij} < z_j \quad \forall j$$

Nótese que a medida que sumamos dimensiones al problema, los dos enfoques tienden a divergir considerablemente, ya que aumenta la probabilidad de que un hogar sea pobre de acuerdo con el criterio de unión y se reduce la probabilidad de que lo sea de acuerdo con el criterio de intersección.

Una alternativa cada vez más usual en la práctica, formalizada por Alkire y Foster (2011), consiste en contar el número de dimensiones con carencias para cada individuo (c_i) y establecer un segundo umbral k que representa el mínimo número de dimensiones en que debe estar privado el individuo para ser identificado como pobre. En este caso,

$$(5.3) \quad i \in \mathfrak{S}_p \text{ si y solo si } c_i \geq k$$

Este método de identificación dual exige fijar tanto las líneas z_j en cada dimensión como el umbral k para el número de privaciones. En los extremos, $k=1$ coincide con el criterio de

unión y $k=J$ coincide con el criterio de intersección, donde J es el número total de atributos incluidos en el análisis.

El cuadro 5.1 muestra la tasa de incidencia multidimensional, es decir, el número de pobres sobre el total de la población, para tres países de la región utilizando un número variable para el umbral de privaciones k . En todos los casos la pobreza multidimensional así medida es superior en Nicaragua e inferior en Uruguay. Nótese cómo la tasa de pobreza se reduce considerablemente a medida que variamos k entre 1 y 6. Por ejemplo, en Nicaragua, mientras que más del 90% de la población sufre privaciones en al menos una de las seis dimensiones analizadas, menos del 10% tiene carencias en las seis simultáneamente.

Cuadro 5.1
Tasas de pobreza multidimensional
Valores alternativos de k
Nicaragua, Perú y Uruguay

k	Nicaragua	Perú	Uruguay
1	0.907	0.644	0.450
2	0.764	0.432	0.118
3	0.594	0.290	0.054
4	0.390	0.153	0.018
5	0.195	0.054	0.004
6	0.054	0.010	0.001

Fuente: Elaboración sobre la base de datos de encuestas de hogares.

Nicaragua: EMNV, 2005; Perú: ENAHO, 2007 y Uruguay: ECH, 2007.

Nota: Una persona es pobre en cada dimensión si en su hogar (i) el ingreso per cápita familiar es inferior a 2.5 dólares por día; (ii) hay más de tres miembros por habitación; (iii) la vivienda está construida con material precario; (iv) no tiene adecuado acceso a agua potable; (v) no tiene acceso a un baño con adecuado saneamiento y (vi) la educación promedio del jefe y cónyuge es inferior a 7 años.

Estudiamos ahora con más detenimiento el problema de la agregación, o construcción de índices de pobreza multidimensional. La tasa de incidencia multidimensional es el indicador más sencillo, definido como el número de pobres que surge de fijar los umbrales z_j y k dividido por el total de la población.

$$(5.4) \quad HD(k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(c_i \geq k)$$

Naturalmente, todas las críticas a este indicador sencillo, discutidas en el capítulo anterior, se aplican al caso multidimensional. Adicionalmente, nótese que, si una persona pobre sufre ahora una carencia en una variable adicional a la que experimentaba en el pasado, $HD(k)$ no se altera: el indicador viola la propiedad de *monotonidad dimensional*. Pese a estos problemas, y dada su simplicidad, la tasa de incidencia multidimensional es uno de los indicadores de uso más extendido en trabajos empíricos. El tradicional indicador de pobreza por necesidades

básicas insatisfechas (NBI) calculado por muchos gobiernos latinoamericanos (ver sección 5.2.3) es una tasa de incidencia multidimensional con $k=1$.

La literatura reciente ha buscado desarrollar índices más sofisticados a partir de un enfoque axiomático. Es usual considerar a la clase de medidas de pobreza multidimensional P como una función de la matriz X conformada por los vectores de atributos $x=(x_1, \dots, x_j)$ para cada individuo, y el vector $z=(z_1, \dots, z_j)$ de umbrales de cada variable.

$$(5.5) \quad P(X, z) = F[p(x, z)]$$

donde $p(x,z)$ es una función individual de pobreza que indica la forma en que las distintas dimensiones de la pobreza deben ser agregadas a nivel individual, mientras que F señala el criterio de agregación de las funciones $p(\cdot)$ para obtener una medida global de pobreza. Las propiedades de $F(\cdot)$ y $p(\cdot)$ se derivan de un conjunto de axiomas que $P(\cdot)$ debe cumplir. Como en el caso unidimensional, no hay una lista de axiomas universalmente aceptados, aunque es común requerir que P cumpla las propiedades de foco, monotonicidad, transferencia, simetría e invarianza al tamaño de la población.⁷ La multidimensionalidad agrega algunas complicaciones.⁸ Por ejemplo, la propiedad de foco exige ahora que la pobreza no cambie si aumenta el valor de cualquier atributo para un no pobre, pero también si aumenta el valor de un atributo para una persona no privada en esa dimensión aunque sea considerada pobre al evaluar el resto de las variables. La propiedad de monotonicidad se extiende para requerir que la medida de la pobreza caiga cuando la privación de una persona pobre en un atributo desaparece (monotonicidad dimensional).

La posibilidad de correlación entre las múltiples dimensiones agrega algunas propiedades. Supónganse dos individuos A y B, dos atributos j y k , y una situación inicial en la que A tiene más de j y B más de k . Supóngase ahora que luego de un intercambio en el que A cede algo de j y B cede algo de k , A pasa a tener más de ambas variables, con lo cual aumenta el grado de correlación de los atributos en la población.⁹ En este caso se requiere que la medida de pobreza no caiga siempre que los dos atributos sean sustitutos, y que no aumente si son complementarios.¹⁰

⁷ Ver Kakwani y Silber (2007).

⁸ Ver Alkire y Foster (2011) y Bourguignon y Chakravarty (2003), entre otros.

⁹ Este tipo de transferencia es llamada *correlation increasing switch* por Bourguignon y Chakravarty (2003) y *association increasing rearrangement* por Alkire y Foster (2011).

¹⁰ Intuitivamente, si los atributos son sustitutos, es posible que antes de la transferencia A y B puedan compensar su falta de un atributo con la mayor disponibilidad de otro. Esta posibilidad se reduce para B después de la transferencia, lo que implica que la pobreza debe aumentar o a lo sumo no variar.

Las propuestas de medidas axiomáticas de pobreza multidimensional son numerosas.¹¹ Para desarrollar algunas de las más populares es útil introducir primero algo de notación. Sea $g_{ij}(k)$ la brecha de la pobreza censurada del individuo i en el atributo j cuando el número de privaciones para que una persona sea considerada pobre es k . Formalmente,

$$(5.6) \quad g_{ij}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{x_{ij}}{z_j} & \text{si } x_{ij} < z_j ; c_i \geq k \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

El índice de Bourguignon y Chakravarty

Bourguignon y Chakravarty (2003) proponen una extensión multidimensional de las medidas del tipo FGT introducidas en el capítulo 4, adoptando el criterio de unión para la etapa de identificación. Definamos una medida de pobreza individual como un agregado de las brechas de pobreza en cada dimensión j utilizando una función de elasticidad constante CES:

$$(5.7) \quad p_i(\theta) = \left[\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \omega_j g_{ij}(1)^\theta \right]^{\frac{1}{\theta}}$$

donde los ω_j son los ponderadores (que suman J) que definen la relevancia dada a cada dimensión j y $\theta \geq 1$ es un parámetro que regula el grado de sustituibilidad entre las brechas de pobreza de cada atributo. Cuanto menor es θ , mayor es el grado de sustituibilidad. En el extremo, cuando $\theta = 1$ la sustituibilidad entre brechas de pobreza en cada atributo es perfecta. Cuando θ tiende a infinito, las dimensiones se vuelven perfectamente complementarias y los individuos son juzgados en función del peor desempeño entre todas las dimensiones consideradas. La medida agregada de pobreza propuesta por Bourguignon y Chakravarty (2003) es un FGT semejante al estudiado en el capítulo anterior, pero aplicado sobre la medida p_i .

Formalmente,

$$(5.8) \quad BC(\alpha, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i(\theta)^\alpha$$

donde $\alpha \geq 0$ es un parámetro que opera de manera semejante al parámetro equivalente en el FGT unidimensional. Combinando (5.7) y (5.8), el índice resulta ser

¹¹Ver Tsui (2002), Bourguignon y Chakravarty (2003), Atkinson (2003) y Deutsch y Silber (2005).

$$(5.9) \quad BC(\alpha, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \omega_j g_{ij}(1)^\theta \right]^{\frac{\alpha}{\theta}}, \quad \alpha \geq 0, \theta \geq 1$$

$BC(\cdot)$ es una medida generalizada de los déficit asociados a cada atributo elevado a la potencia α . Para $\alpha > 0$ los índices satisfacen monotonicidad y para $\alpha > 1$ y $\theta > 1$ satisfacen también la propiedad de transferencia. Cuando $\alpha = 0$ $BC(\cdot)$ se convierte en la tasa de incidencia multidimensional y cuando $\alpha = 1$ es un promedio ponderado de las brechas de pobreza en los distintos atributos. En general, los trabajos empíricos que utilizan esta medida presentan los resultados para distintas combinaciones de los parámetros, asumiendo sustituibilidad o complementariedad entre atributos. El cuadro 5.2 presenta los valores del índice BC en Nicaragua, Perú y Uruguay para valores alternativos de α y θ . En el ejemplo el ordenamiento de estos tres países no varía al alterar el valor de estos parámetros.

Cuadro 5.2

Índice de pobreza multidimensional de Bourguignon y Chakravarty Nicaragua, Perú y Uruguay

	$\alpha=0$			$\alpha=1$			$\alpha=2$		
	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$	$\theta=1$	$\theta=2$	$\theta=3$
Nicaragua	0.822	0.822	0.822	0.296	0.372	0.413	0.140	0.203	0.245
Perú	0.537	0.537	0.537	0.125	0.179	0.206	0.041	0.077	0.101
Uruguay	0.236	0.236	0.236	0.031	0.051	0.060	0.006	0.015	0.021

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de encuestas de hogares. Nicaragua: EMNV, 2005; Perú: ENAHO, 2007 y Uruguay: ECH, 2007.

Nota: Una persona es pobre en cada dimensión si en su hogar (i) el ingreso per cápita familiar es inferior a 2.5 dólares por día; (ii) hay más de tres miembros por habitación en la vivienda; (iii) la educación promedio del jefe y cónyuge es inferior a 7 años.

Las medidas de Alkire y Foster

Como mencionamos, el índice BC utiliza un criterio extremo para la identificación, fijando $k=1$. Alkire y Foster (2011), basándose en la concepción de pobreza multidimensional de Sen a partir de capacidades y funciones, proponen un índice más flexible, donde k puede tomar valores alternativos. El enfoque es conocido como “dual” o de “conteo” ya que primero requiere determinar el grado de pobreza en cada dimensión comparando x_{ij} con z_j y luego contar el número de privaciones c_i para determinar si alcanza el umbral k . Sobre la base de esta idea Alkire y Foster (2011) definen un indicador de pobreza multidimensional del tipo FGT:

$$(5.10) \quad AF(\alpha, k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \omega_j g_{ij}(k)^\alpha \right], \quad \alpha \geq 0 .$$

La ecuación (5.10) es una suma ponderada de todos los valores de las brechas censuradas elevadas a la potencia α , dividida por el máximo valor posible de esta suma, que es $N.J$. El parámetro α regula la importancia relativa de las brechas de pobreza.

Consideremos el caso de ponderaciones semejantes ($\omega_j=1$). Cuando $\alpha=0$ el índice se convierte en una tasa de incidencia ajustada, calculada como el número total de privaciones experimentadas por los pobres en todos los atributos dividido por el máximo posible de privaciones en la población o $N.J$. Puede demostrarse que $AF(0,k)=H_M \cdot A_M$, donde H_M es la proporción de pobres utilizando el criterio dual y A_M el porcentaje promedio de privaciones en la población pobre. Nótese que, a diferencia de H_M , el indicador $AF(0,k)$ cumple con la propiedad de monotonicidad dimensional, ya que si una persona ya clasificada como pobre se vuelve carenciada en una dimensión adicional, el índice aumenta.

$AF(0,k)$ no respeta la tradicional propiedad de monotonicidad dentro de cada atributo. Para evitar este problema puede usarse el indicador de brecha de la pobreza multidimensional $AF(1,k)$, que resulta ser la suma de todas las brechas $(1-x_{ij}/z_j)$ de los pobres dividido por $N.J$. Como en el caso unidimensional, al no satisfacer $AF(1,k)$ el principio de las transferencias por ser un indicador lineal, una alternativa es usar el $AF(2,k)$ o indicador de severidad de la pobreza multidimensional.

Nótese una ventaja no menor del $AF(0,k)$: admite trabajar con variables ordinales, en las que es posible definir cuándo una persona está privada, pero no medir cardinalmente la brecha con la línea de pobreza específica z_j . Esta es una propiedad importante si se incluyen variables difíciles de medir cardinalmente, pero sencillas de ordenar (e.g. variables de percepción y satisfacción personal).

Nótese que en términos de identificación las medidas de AF son más generales que las BC , ya que admiten un número variable k . Por el contrario, en términos de agregación, las medidas BC son más generales pues tienen en cuenta distintos grados de sustituibilidad entre dimensiones.¹² Puede probarse, por ejemplo, que el índice de Alkire y Foster con $k=1$ es un caso particular del índice BC comentado anteriormente con $\alpha=\theta$. Específicamente $AF(1,1)=BC(1,1)$ y $AF(2,1)=BC(2,2)$.

¹² Ambas medidas tienen dos argumentos y comparten el primero (α). El segundo argumento (θ) es el grado de sustituibilidad entre atributos en el BC , mientras que en el AF es el umbral de privaciones (k). Es importante enfatizar que, como se mencionó, la medida de AF se enmarca dentro del enfoque de Sen y, por lo tanto, todas las funciones (dimensiones) son igualmente relevantes y, por ende, no sustituibles entre sí.

El cuadro 5.3 muestra los valores del índice AF en Nicaragua, Perú y Uruguay para valores alternativos de α y k . Las primeras dos columnas muestran los componentes de $AF(0,k)$, es decir, H_M y A_M .

Cuadro 5.3
Medidas de pobreza multidimensional de Alkire y Foster
Nicaragua, Perú y Uruguay

	k	HM	AM	AF(0,k)	AF(1,k)	AF(2,k)
Nicaragua	1	0.822	0.677	0.556	0.296	0.203
Perú	1	0.537	0.503	0.270	0.125	0.077
Uruguay	1	0.236	0.389	0.092	0.031	0.015
Nicaragua	2	0.565	0.834	0.471	0.253	0.174
Perú	2	0.219	0.750	0.164	0.076	0.046
Uruguay	2	0.034	0.714	0.024	0.007	0.003
Nicaragua	3	0.283	1.000	0.283	0.157	0.109
Perú	3	0.055	1.000	0.055	0.025	0.014
Uruguay	3	0.005	1.000	0.005	0.002	0.001

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de encuestas de hogares. Nicaragua: EMNV, 2005; Perú: ENAHO, 2007 y Uruguay: ECH, 2007.

Nota: Una persona es pobre en cada dimensión si en su hogar (i) el ingreso per cápita familiar es inferior a 2.5 dólares por día; (ii) hay más de tres miembros por habitación en la vivienda; (iii) la educación promedio del jefe y cónyuge es inferior a 7 años.

Los indicadores de la familia $AF(\cdot)$ son sencillos de descomponer, tanto por grupos como por atributos. La contribución del grupo g a la pobreza total está dada por

$$(5.11) \quad s_g = \left[\frac{N_g}{N} AF_g(\alpha, k) \right] \frac{1}{AF(\alpha, k)}$$

donde $AF_g(\alpha, k)$ es el indicador correspondiente al grupo g . Por su parte la contribución de la dimensión o atributo j a la pobreza total puede calcularse como

$$(5.12) \quad s_j = \left[\frac{1}{NJ} \sum_{i=1}^N g_{ij}(k)^\alpha \right] \frac{1}{AF(\alpha, k)}$$

Ponderadores

Una vez definidos los atributos j y los umbrales z_j y k , un problema para la implementación práctica de estos enfoques es la asignación de ponderadores ω_j a cada dimensión.¹³ A menudo se adopta un criterio *ad hoc*, siendo típico otorgar pesos semejantes a cada dimensión, invocando neutralidad.

En la práctica, es frecuente enfrentarse con dos problemas: (i) la disponibilidad de

¹³ Decancq y Lugo (2010) realizan un extenso análisis de diferentes alternativas de ponderación.

información puede llevar a elegir un solo indicador de una cierta dimensión del bienestar y varios que aproximan la carencia en otra dimensión, lo que genera asimetrías entre dimensiones si los ponderadores otorgados a cada indicador son iguales; (ii) a diferencia de las variables continuas, las brechas de la pobreza de las variables dicotómicas son siempre 1, por lo que, si el análisis combina con igual ponderación atributos continuos (*e.g.* años de educación) y dicotómicos (*e.g.* disponibilidad de agua corriente en el hogar), toda medida que involucre brechas de pobreza tendrá sesgos hacia las carencias en los atributos binarios.

Una alternativa a la elección *ad hoc* consiste en escoger ponderadores inversamente relacionados al nivel promedio de privación en cada variable, bajo el supuesto de que para una persona la dificultad en satisfacer una necesidad es más relevante cuando esa privación es poco extendida en la población. Otra posibilidad proviene de explotar información de encuestas sobre preferencias sociales y valores, de las cuales obtener estimaciones de la relevancia de cada dimensión de la pobreza para la población; es decir, utilizar ponderaciones subjetivas.¹⁴ Finalmente, otra opción consiste en utilizar las cargas de una variable latente provenientes del análisis factorial (Filmer y Pritchett, 2001), lo cual se analiza en la próxima sección.

Teoría de la información

Un enfoque alternativo, teóricamente atrayente aunque poco explorado en la práctica, es el basado en la teoría de la información, o entropía, a desarrollarse con más extensión en el capítulo 7 para el caso de medidas de desigualdad (Maasoumi, 1986 y 1999). La idea básica es buscar funciones a nivel de individuos cuyas distribuciones sean lo más cercanas posibles a las distribuciones de los atributos. Este procedimiento permite una agregación óptima en el contexto multidimensional y genera como casos particulares a otros índices como el de Bourguignon y Chakravarty. Maasoumi y Lugo (2008) ilustran la aplicación de este enfoque al caso de Indonesia.

Aplicaciones

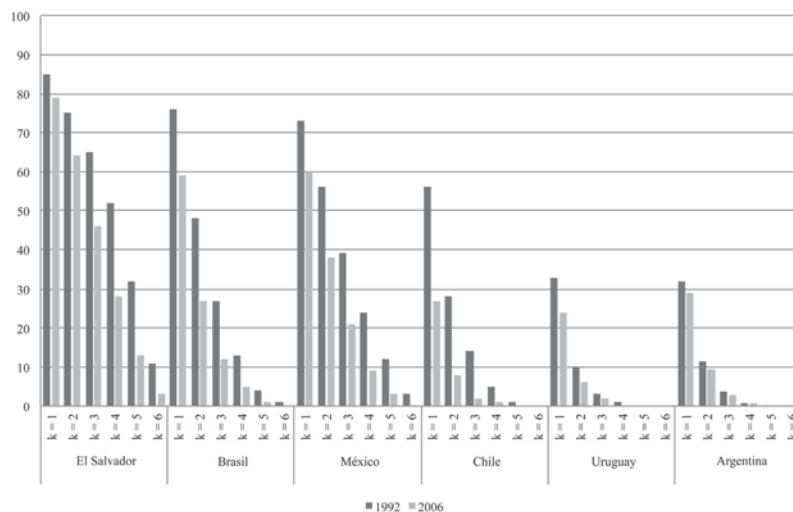
La literatura empírica sobre pobreza multidimensional está creciendo rápidamente en América Latina. Son numerosos los trabajos que miden pobreza en algún país de la región utilizando alguna de las variantes metodológicas descritas anteriormente. Amarante *et al.* (2008) en Uruguay, Paes de Barros *et al.* (2006) en Brasil, y Ballon y Krishnakumar (2008) en Bolivia son algunos ejemplos. El Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL) en México ha incorporado una medición multidimensional de la pobreza oficial. Los métodos estudiados también han sido utilizados para comparar

¹⁴ En una de sus estimaciones Battistón *et al.* (2009) utilizan los resultados del programa *Voices of the Poor* en México.

el desempeño de mecanismos de focalización de programas sociales basados en variables monetarias con aquellos basados en medidas multidimensionales de la pobreza. López-Calva y Ortiz-Juárez (2009) y Bouillon y Yañez-Pagans (2011) aplican estas metodologías al caso de México. Estos últimos autores, por ejemplo, utilizan una extensión del enfoque de Alkire y Foster aplicado al programa Oportunidades, y concluyen que las medidas de pobreza multidimensional son más estables, y en consecuencia más consistentes temporalmente para la focalización.

Battistón, Cruces, López-Calva, Lugo y Santos (2009), hasta la fecha el estudio más extenso sobre pobreza multidimensional en la región, incluye estimaciones en seis países para el período 1992-2006. Los criterios para definir pobreza son (i) ingreso per cápita inferior a 2 dólares por día por persona; (ii) algún niño entre 7 y 15 años no escolarizado; (iii) jefe de hogar con menos de 5 años de educación; (iv) ausencia de agua corriente en la vivienda; (v) ausencia de servicio de saneamiento adecuado en el baño y (vi) vivienda con materiales precarios. La figura 5.1, construida a partir de Battistón *et al.* (2009), presenta los resultados para el índice de pobreza multidimensional $HD(k)$ para valores alternativos de k y ponderadores iguales para cada dimensión. La pobreza multidimensional así medida es superior en El Salvador y reducida, en términos relativos, en el Cono Sur.

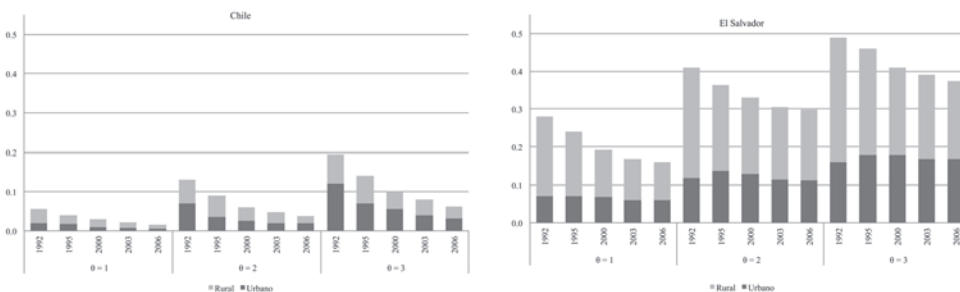
Figura 5.1
Tasa de incidencia multidimensional $HD(k)$



Fuente: Battistón *et al.* (2009).

La figura 5.2 muestra la evolución en el tiempo del indicador BC en Chile y El Salvador con $\alpha=2$, para valores alternativos de θ (1, 2 y 3) y ponderadores iguales. Los niveles de pobreza multidimensional en estas dos economías son muy diferentes, aunque la evolución en el tiempo en ambos casos ha sido favorable. Tanto en Chile como en El Salvador la contribución rural a la pobreza agregada multidimensional es muy relevante.

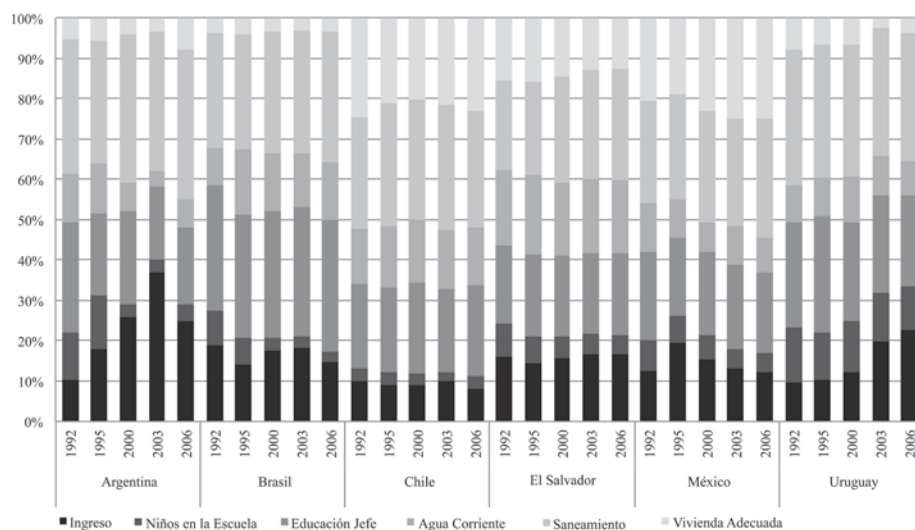
Figura 5.2
Indicador de pobreza multidimensional $BC(2, \theta)$



Fuente: Battistón *et al.* (2009).

Finalmente, la figura 5.3 muestra los resultados de una descomposición por atributos del indicador AF (ver ecuación 5.12). En función de estos resultados, Battistón *et al.* (2009) concluyen que el acceso a servicios de saneamiento y la educación de los jefes son los dos atributos que más contribuyen a la pobreza agregada.

Figura 5.3
Descomposición por atributos del indicador
de pobreza multidimensional $AF(0,2)$



Fuente: Battistón *et al.* (2009).

Los estudios de pobreza multidimensional a nivel mundial son escasos dada la formidable exigencia informativa. En un trabajo reciente, Alkire y Santos (2010) proponen un índice de pobreza multidimensional aguda construido sobre 10 indicadores calculados principalmente con microdatos de encuestas de hogares: (i) indicadores de salud (mortalidad infantil y desnutrición), (ii) indicadores de educación (años de educación y asistencia escolar), (iii) indicadores de nivel de vida (acceso a electricidad, agua y saneamiento, piso de la vivienda, combustible para cocinar y tenencia de activos (radio, TV, teléfono, bicicleta y moto)). Los ponderadores elegidos son 1/6 para cada atributo de salud y educación y 1/18 para el resto. La medición de la pobreza multidimensional sigue la metodología de Alkire y Foster comentada anteriormente; en particular, se utiliza el indicador $AF(0,k)$. En Alkire y Santos (2010) un hogar es considerado pobre si está privado en una combinación de indicadores cuya suma ponderada excede al 30% de las privaciones. El cuadro 5.4 reporta los valores del indicador de AF y sus componentes para las regiones del mundo en desarrollo. América Latina aparece con mayores privaciones que Europa del Este y con menos privaciones que el resto.

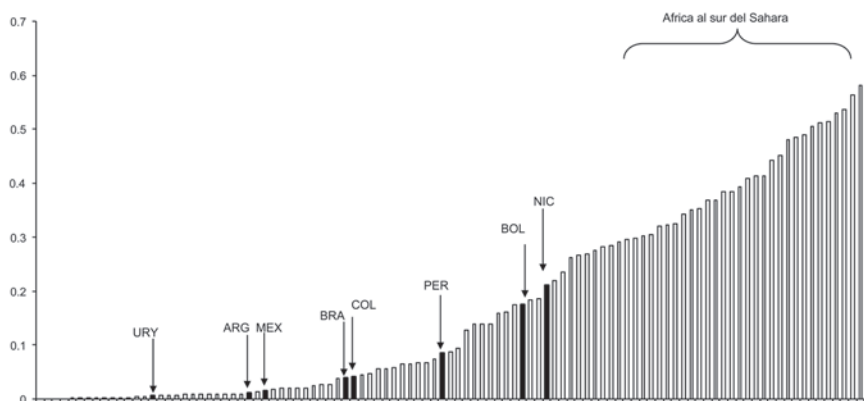
Cuadro 5.4
Pobreza multidimensional por regiones

	HM	AM	AF
Europa del Este y Central	0.030	0.421	0.013
América Latina y el Caribe	0.104	0.462	0.048
Este de Asia y Pacífico	0.137	0.465	0.063
Estados árabes	0.179	0.506	0.090
Sur de Asia	0.547	0.532	0.291
Africa al sur del Sahara	0.645	0.581	0.375
Total	0.317	0.532	0.169

Fuente: Alkire y Santos (2010). *H* es la proporción de pobres utilizando el criterio dual y *A* el porcentaje promedio de privaciones en la población pobre. *AF* es el indicador de pobreza de Alkire y Foster.

La figura 5.4 reporta los valores del indicador de pobreza multidimensional para todos los países en desarrollo incluidos en el estudio. Los países latinoamericanos están ubicados en la primera mitad de la escala. Uruguay es el país latinoamericano de menor pobreza en la muestra –ocupa el lugar 15–, mientras que Nicaragua es el de mayor valor –ocupa el 64 sobre 104 países–.

Figura 5.4
Pobreza multidimensional por país



Fuente: Alkire y Santos (2010).

Información agregada

Ante la dificultad de obtener datos a nivel de hogar, algunas propuestas utilizan información agregada para construir indicadores de privaciones. Por ejemplo, el programa de Naciones Unidas para el Desarrollo calcula un Índice de Pobreza Humana que responde a la siguiente fórmula:

$$IPH = \left[\frac{1}{3} (E^\theta + A^\theta + S^\theta) \right]^{\frac{1}{\theta}}$$

donde E es la probabilidad al nacimiento de no sobrevivir a los 40 años en el país, A es la tasa de analfabetismo en adultos y S es el promedio simple entre la proporción de población sin acceso sustentable a una fuente de agua potable y la proporción de niños con peso inferior al normal de su edad.¹⁵ El parámetro θ , que regula el grado de sustituibilidad entre los tres argumentos de la función, es normalmente fijado en 3. Los países de América Latina tienen valores relativamente bajos en este indicador. Entre los 10 países con menor IPH, 6 son latinoamericanos (Uruguay, Chile, Argentina, Costa Rica, Cuba y México). El último es Guatemala, en el puesto 53 sobre 107 países analizados.

5.2.2.2. Agregación de dimensiones

Los enfoques estudiados en la sub-sección anterior coinciden en fijar una línea de pobreza en cada dimensión y luego combinar las brechas de pobreza individuales resultantes en una medida agregada. Una alternativa consiste en primero definir procesos de agregación que tomen el vector de atributos de cada individuo y lo resuman, y luego aplicar el instrumental estándar de medición de pobreza sobre esa medida resumen.

Una alternativa extendida para la agregación de dimensiones es el análisis factorial. Si bien los métodos factoriales ocupan un espacio relevante en varias ramas del análisis aplicado, como la Sociología o la Psicología, su uso es llamativamente más escaso y reciente en Economía. A continuación se presenta una breve introducción a estos métodos, refiriendo al lector interesado en más detalles a Johnson y Wichern (1998) o Härdle y Simar (2007).¹⁶

¹⁵ El IPH surge como una extensión al famoso Índice de Desarrollo Humano (IDH) de Naciones Unidas. El IDH es un indicador influyente, frecuentemente utilizado a la hora de evaluar políticas, asignar programas de ayuda internacional y otros fines. El IDH de una población se calcula como el promedio de cuatro variables: esperanza de vida al nacer, alfabetismo en adultos, matriculación combinada en educación primaria, secundaria y superior, y el Producto Interno Bruto per cápita a PPA (en logaritmos). En la práctica, en cada caso no se usa la variable original, sino un índice que normaliza el rango de variación de la variable entre 0 y 1.

¹⁶ Ferro Luzzi *et al.* (2008) o Gasparini *et al.* (2011) son referencias recientes del uso de estos métodos en el análisis del bienestar y la pobreza.

En términos muy generales, el análisis de factores trata de representar un grupo relativamente grande de variables a través de uno significativamente más pequeño. Supongamos que disponemos de muchas variables relacionadas con el bienestar, pero conjeturamos que la verdadera dimensión del bienestar en función de la cual evaluar pobreza posiblemente sea bastante menor, incluyendo el caso unidimensional. En este contexto existen dos problemas a resolver: (i) determinar cuál es la “dimensionalidad” del bienestar y (ii) construir un grupo reducido de variables que pueda representar adecuadamente a todas las variables originales. Un *modelo de factores* para este problema podría ser el siguiente

$$(5.13) \quad x_j = c_j + q_{j1}f_1 + q_{j2}f_2 + \dots + q_{jm}f_m + u_j \quad \text{con } j=1, \dots, p$$

donde x_j indica cada una de las p variables que observamos para medir el bienestar, c_j es un intercepto fijo para cada una de las variables x_j , y u_j es un “término de error” no observable, específico de cada variable x_j . Por su parte, f_1, \dots, f_m son m “factores” y q_{j1}, \dots, q_{jm} son m coeficientes fijos. Resumiendo, este modelo sugiere que cada una de las p variables originales resulta de combinar linealmente m factores más un término de error. Idealmente, esperamos que m sea mucho más pequeño que p . Con el propósito de fijar ideas consideremos el caso en que $m=1$ y $p=10$. En este caso el bienestar sería unidimensional: cada una de las 10 medidas disponibles son en realidad el bienestar “unidimensional” f_1 más un término de error. Dicho de otra forma, las 10 variables disponibles son 10 aproximaciones del bienestar.

Claramente, el problema en (5.13) es que los factores latentes f_1, \dots, f_m no son directamente observables. El problema de estimación consiste en (i) determinar m , (ii) estimar f_1, \dots, f_m , y (iii) estimar los coeficientes q_{j1}, \dots, q_{jm} que miden cómo cada factor contribuye a cada variable (usualmente llamados *loadings*). A menos que introduzcamos cierta estructura, este problema no tiene solución. Consideremos la representación matricial del modelo de factores:

$$(5.14) \quad X = c + QF + u$$

donde X es un vector que contiene a las p variables x_j , c es un vector de interceptos, F es un vector con las m variables f , Q es una matriz con los coeficientes q_j , y u es un vector de términos de error. Impondremos la siguiente estructura probabilística para el modelo de factores:

- (i) $E(F)=0$: los factores tienen esperanza nula. Esta es una normalización simple.
- (ii) $V(F)=E(FF^T)=I_m$, en donde I_m es la matriz identidad con dimensión m . Este es un supuesto muy importante, ya que implica que los factores son *ortogonales*, es decir, las variables latentes determinantes del bienestar no guardan relación lineal entre sí.
- (iii) $E(u)=0$, $V(u)=\Psi=\text{diag}(\Phi_1, \dots, \Phi_p)$. Es decir, el vector de términos de error tiene esperanza nula y los términos de error de cada variable no están correlacionados entre sí.
- (iv) $\text{Cov}(u,F)=0$, lo que implica que el vector de términos de error no guarda relación lineal con los factores no observables.

En síntesis, y usando lenguaje más propio de la econometría, el modelo de factores es una suerte de sistema de ecuaciones en donde cada variable observada x_p está determinada por las mismas m variables “latentes” más un término de error. La principal dificultad es que los factores no son observables. Adicionalmente, se supone que los factores son ortogonales entre sí.¹⁷ La estimación de los parámetros de interés, incluyendo los propios factores F , no es trivial. Dado que su explicación excede el alcance de este libro, remitimos al lector interesado a la literatura especializada mencionada arriba. Stata y otros paquetes estadísticos incluyen rutinas para la estimación de estos modelos.

Un problema estrechamente relacionado es el de *componentes principales*. El mismo se refiere a encontrar una combinación lineal de las p variables x_j que “mejor las representa”. “Mejor” en este contexto implica maximizar la varianza de la combinación lineal y, por ende, reproducir más fehacientemente la variabilidad contenida en las variables originales. Denotemos con X a una matriz de dimensiones $n \times p$, cuyas p columnas son las variables x_j para n observaciones de cada variable. Definamos a Y como una combinación lineal de X .

$$(5.15) \quad Y = \delta' X$$

donde δ es un vector de n posiciones. El objetivo consiste en elegir este vector δ para obtener la combinación lineal de X que maximice la varianza de Y . Análíticamente,

$$(5.16) \quad \max_{\delta} V(Y) = \max_{\delta} \delta' V(X) \delta = \max_{\delta} \delta' \Sigma \delta$$

donde Σ es la matriz de covarianzas. Es simple observar que este problema tiene una solución trivial, que consiste en llevar δ a infinito. Una normalización habitualmente usada consiste en fijar $\delta' \delta = 1$, es decir, resolver el siguiente problema:

$$(5.17) \quad \max_{\delta} \delta' \Sigma \delta \text{ sujeto a } \delta' \delta = 1$$

Es posible mostrar que la solución a este problema consiste en tomar δ igual al autovector correspondiente al mayor autovalor de Σ . A este vector se lo llama el primer *componente principal* de X . En síntesis, para un conjunto de p variables x_j , el primer componente principal es una única variable que provee el “mejor” resumen que se puede construir, en el sentido de reproducir la variabilidad de la mejor manera posible.

Este problema permite encontrar el llamado primer componente principal. El segundo componente principal es, intuitivamente, la mejor combinación lineal de X que es ortogonal

¹⁷ Nótese que el supuesto clásico de “no multicolinealidad” exige mucho menos para las variables explicativas de un modelo de regresión: pide que estas no guarden relaciones lineales exactas entre sí. En el modelo de factores, estamos exigiendo que estas sean ortogonales.

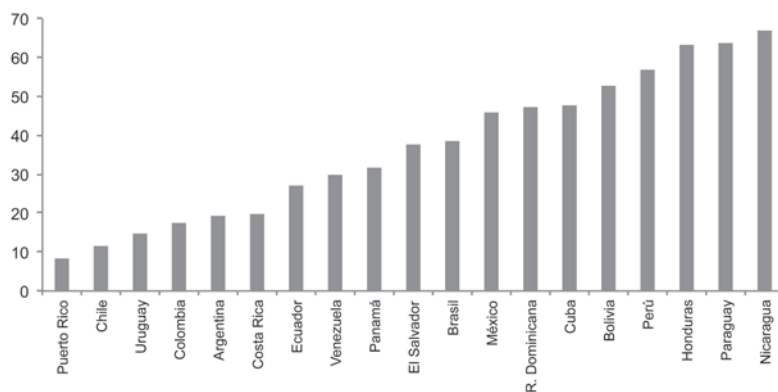
al primer componente principal, es decir, una combinación lineal adicional que contiene información no contenida en la mejor combinación lineal. De esta forma, es posible encontrar todos los componentes principales, como combinaciones lineales óptimas que son ortogonales a las anteriormente halladas y donde cada nuevo componente principal permite explicar parte de la varianza remanente.

El nexo entre el problema de componentes principales y el de factores es que bajo ciertas condiciones los componentes principales son estimaciones de los factores, es decir, el problema de encontrar los factores es idéntico al de hallar los componentes principales.

Gasparini *et al.* (2011) utilizan el análisis factorial para estudiar privaciones a nivel multidimensional con datos de la encuesta mundial de Gallup 2006. Esta encuesta incluye las respuestas sobre acceso a un conjunto amplio de bienes y servicios.¹⁸ Aplicando el método de componentes principales los autores reducen la dimensionalidad del problema a un solo indicador de bienestar, lo que permite dividir a la población en dos grupos, una vez que se fija el umbral de privaciones. Este naturalmente no es un punto trivial. A las ambigüedades discutidas en el capítulo 4 se suma el hecho de que la medida de bienestar resumen surgida del análisis factorial no tiene una interpretación intuitiva. Una alternativa usual es fijar una línea relativa; por ejemplo, se consideran pobres quienes tienen un valor de la medida resumen del bienestar multidimensional menor al 50% de la mediana de esa variable. En el estudio citado, Gasparini *et al.* (2011) fijan una línea que al aplicarla sobre el indicador resumen de bienestar multidimensional genera una tasa de pobreza similar a la agregada de América Latina al usar el método monetario. Este criterio les permite comparar con facilidad los rankings de países en términos de pobreza de ingresos y pobreza multidimensional. La figura 5.5 muestra la tasa de incidencia multidimensional de todos los países de América Latina aplicando este criterio, mientras que la figura 5.6 ilustra la posición de la región en el contexto mundial.

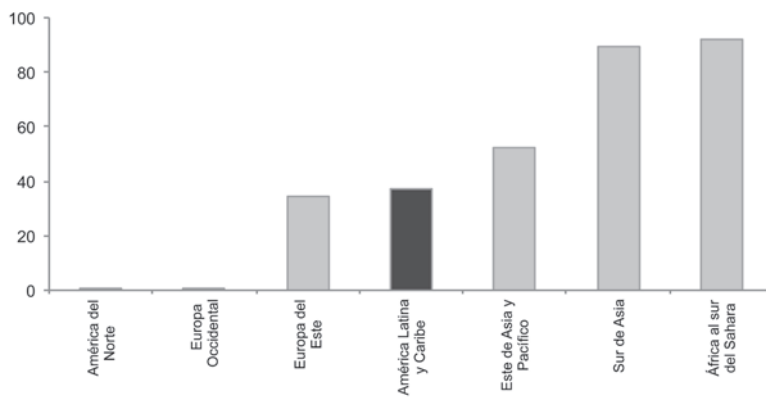
¹⁸ El estudio incluye variables de vivienda, acceso a servicios básicos –agua, electricidad y saneamiento– y acceso a servicios de comunicación e información.

Figura 5.5
Tasa de incidencia multidimensional
Países de América Latina y el Caribe



Fuente: Gasparini, Sosa Escudero, Marchionni y Olivieri (2011), basado en Encuesta Mundial de Gallup, 2006.

Figura 5.6
Tasa de incidencia multidimensional
Regiones del mundo



Fuente: Gasparini, Sosa Escudero, Marchionni y Olivieri (2011), basado en Encuesta Mundial de Gallup, 2006.

Correspondencias múltiples y funciones de distancia

La técnica de correspondencias múltiples es típicamente utilizada cuando las variables son de tipo cualitativas (ordinales). A partir del método de análisis de correspondencia estándar, el principio de correspondencias múltiples consiste en extraer el primer factor que retiene la mayor información contenida en la matriz de datos (compuesta por ceros y unos) y los pesos que corresponden a los *scores* estandarizados de este factor (Asselin, 2002).

El concepto de función de distancia ha sido utilizado principalmente en el campo del análisis de eficiencia, pero ha sido poco aplicado al análisis del comportamiento de los hogares. Las primeras aplicaciones en el campo de la medición de la pobreza multidimensional las han hecho Lovell *et al.* (1994). Desarrollos y aplicaciones más recientes se encuentran en Deutsch y Silber (2005) y Ramos (2005).

5.2.2.3. Conjuntos difusos

Una alternativa de análisis reciente es la basada en conjuntos difusos (*fuzzy sets*), que propone no dicotomizar a la población en pobres y no pobres a partir de cierto umbral, sino reconocer escalas en los niveles de privaciones. Esta metodología originada en las Matemáticas fue adaptada a la medición de la pobreza por Cerioli y Zani (1990) y, si bien es aplicable en espacios unidimensionales, su principal uso es en contextos multidimensionales. Este enfoque reemplaza al método tradicional de asignar cada individuo a uno y solo uno de dos subconjuntos disjuntos posibles – los pobres y los no pobres – por una función de membresía que indica la intensidad de pertenencia de cada individuo al conjunto de las personas carenciadas en cada dimensión particular. La función de membresía asigna a cada individuo i un valor a_{ij} entre 0 y 1 de acuerdo con la intensidad de la privación en el atributo j . Por ejemplo, si j es educación a_{ij} puede fijarse en 0 si la persona tiene estudios superiores (en cuyo caso se la considera exenta de toda privación en educación), en 1 si no completó la escuela primaria (en cuyo caso se la considera completamente privada del atributo educación), y en valores intermedios para el resto de las categorías educativas. El siguiente paso consiste en agregar los valores de las funciones de membresía de cada dimensión en un indicador de pobreza. Una posibilidad simple es computar un promedio ponderado de los a_{ij} , asignando un ponderador a cada atributo j , y luego promediar los valores obtenidos entre todos los individuos. Una opción es construir los ponderadores como una función inversa del grado de privación del atributo en el total de la población estudiada.

Existen variantes de este método que difieren, entre otros aspectos, en la selección de la función de membresía, en la estructura de ponderadores y en los métodos de agregación. Cheli

y Lemmi (1995), por ejemplo, proponen una función de membresía derivada directamente de la función de distribución del atributo.¹⁹ Una variante a esta propuesta que incorpora umbrales absolutos se presenta en Amarante *et al.* (2008). Por simplicidad, aquí se omite el subíndice que indexa a la dimensión j .

$$(5.18) \quad a_i = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i < z_l \\ a_{i-1} + \frac{F(x_i) - F(x_{i-1})}{1 - F(x_j)} & \text{si } x_i \in (z_l, z_U) \\ 0 & \text{si } x_i > z_U \end{cases}$$

Para implementar esta alternativa debe ordenarse a las personas de forma creciente de acuerdo con x . z_l es el umbral inferior, z_U el umbral superior y $F(x)$ la función de distribución de x . Amarante *et al.* (2008) fijan límites absolutos z_l y z_U para el ingreso per cápita (LP extrema y 1.2 veces la LP extrema), hacinamiento (3 y 1 integrante por cuarto), educación (6 y 12 años de educación formal), y desnutrición (dos desvíos estándar de la distribución de dos variables antropométricas (altura-por-edad y peso-por-edad)). Se incluye también un índice de participación social, sin límites absolutos. Sobre la base de esta metodología y usando datos de panel, los autores reportan una caída en el grado de privaciones multidimensionales en Uruguay entre 2004 y 2006.

Dominancia estocástica multidimensional

Habiendo explorado el problema de la pobreza multidimensional con cierto detalle, cabe preguntarse si los argumentos de robustez discutidos en el capítulo anterior son aplicables en el caso multidimensional. Recordemos que esta literatura intenta establecer una serie de condiciones generales bajo las cuales es posible aseverar que la pobreza en la población A es mayor que la pobreza en B, para una gran variedad de índices y líneas de pobreza. El estudio de Duclos, Sahn y Younger (2006) da una respuesta afirmativa a esta cuestión. Si bien los detalles técnicos exceden los propósitos de este texto, resulta interesante explorar algunas intuiciones relacionadas con este problema. A fines de facilitar la discusión, supongamos que existen solo dos dimensiones de bienestar (el argumento es perfectamente generalizable a varias dimensiones, tal como lo hacen dichos autores). El primer problema consiste en definir quiénes son pobres en este contexto multidimensional lo cual, como se ha discutido anteriormente, requiere agregar de alguna manera los conceptos unidimensionales de pobreza. La generalización de la noción de línea de pobreza al caso bidimensional es ahora

¹⁹ Ver Appiah *et al.* (2007), Betti *et al.* (2008), Costa (2002), Dagum (2002), Amarante, Arim y Vigorito (2008) y Mussard y Pi Alperin (2005) son ejemplos de aplicaciones de este enfoque para América Latina.

una frontera de pobreza: así como en el caso unidimensional la línea de pobreza es un punto que divide a los pobres de los no pobres, en el caso de dos dimensiones la *frontera de pobreza* es el *locus* de puntos en un espacio bidimensional por encima del cual están los no pobres y por debajo los pobres. El concepto es análogo al de una curva de indiferencia en la teoría simple del consumidor.

Un índice de pobreza es una función que mide cuán lejos están ambas dimensiones del bienestar con respecto a esta frontera de pobreza. Por ejemplo, los índices antes discutidos, basados en el principio de unión, consideran como pobre a cualquier persona que esté por debajo del umbral respectivo en al menos una de las dimensiones.

Sobre la base de estos conceptos, Duclos *et al.* (2006) proceden en forma similar a la tratada en el capítulo anterior para caracterizar la robustez de los ordenamientos de pobreza. Es decir, definen una *clase* de índices en base a algunas condiciones generales (tales como continuidad, monotonicidad y la condición de *correlation increasing switch* mencionada anteriormente), de modo que para esta clase de índices los ordenamientos de pobreza dependen puramente de que se cumpla una suerte de generalización del principio de dominancia estocástica, esta vez, para el caso multidimensional.

5.2.3. Necesidades básicas insatisfechas (NBI)

El marco más extendido para medir pobreza multidimensional en la región, usualmente conocido como enfoque de Necesidades Básicas Insatisfechas (NBI), identifica como pobres a los miembros de un hogar con privaciones en un conjunto de variables no monetarias. La medición de la pobreza por NBI en América Latina ha sido fomentada por CEPAL desde principios de los ochenta e instrumentada sobre datos censales en casi todos los países de la región.²⁰

Si bien las variables elegidas para medir pobreza por NBI varían entre países, típicamente se considera que un hogar tiene necesidades básicas insatisfechas si cumple alguna de las siguientes condiciones: (i) hacinamiento habitacional, (ii) vivienda precaria, (iii) acceso inadecuado a agua potable, (iv) carencia o precariedad de servicios de saneamiento, (v) inasistencia a la escuela primaria de niños en edad escolar y (vi) baja capacidad económica del hogar. El hacinamiento se verifica a través del ratio entre el número de integrantes del hogar y el número de cuartos; la vivienda precaria está asociada a su ubicación en lugares inconvenientes (*e.g.* calle, asentamiento, villa miseria) o la construcción con materiales precarios (usualmente materiales de piso, techo y/o paredes); la privación en agua se asocia a la falta de una fuente de abastecimiento de agua potable en el terreno de la vivienda; la condición de saneamiento exige la disponibilidad de un servicio sanitario con adecuado

²⁰ Ver un excelente resumen y evaluación de esta metodología en Feres y Mancero (2001).

sistema de eliminación de excretas; y la capacidad de subsistencia típicamente se aproxima con un indicador indirecto que combina la baja educación del jefe de hogar con una alta tasa de dependencia (integrantes por trabajador en el hogar).

Nótese que esta lista es un híbrido que mezcla indicadores que corroboran la disponibilidad de servicios básicos necesarios para satisfacer una necesidad (*e.g.* agua potable para evitar enfermedades, o asistencia a la escuela para obtener conocimientos), con otros que aproximan de manera rústica la capacidad de generar recursos. Los países han adaptado esta lista a la disponibilidad de información de sus censos, y en algunos casos han desarrollado propuestas más ambiciosas. Por ejemplo, el mapa de pobreza en Bolivia incluye indicadores de acceso a servicios de salud, condición de analfabetismo, años de educación de toda la población y acceso a servicios de energía eléctrica y combustible.

El nombre NBI para aludir a esta medición sencilla de la pobreza multidimensional no monetaria posiblemente no sea afortunado. Mientras que el término “necesidades básicas” evoca a requerimientos calóricos o condiciones sanitarias esenciales, el indicador de NBI típico en América Latina no incluye variables relacionadas con la nutrición o la salud, por falta de información sobre esos atributos en los censos. De hecho, el indicador está compuesto casi en su totalidad por variables vinculadas con la vivienda, la educación y la composición demográfica del hogar, todas variables con abundante información censal. Naturalmente, esta limitación genera sesgos, exagerando la pobreza en grupos que enfrentan dificultades relativas mayores en el consumo de los bienes incluidos en el análisis y dificultades relativas menores en bienes que no están en la lista por falta de información.²¹

La medición más popular de pobreza por NBI utiliza el criterio de unión: es pobre todo hogar en el que se cumple al menos una de las condiciones de privación.²² La pobreza por NBI se presenta a través de una tasa de incidencia multidimensional *HD*, un indicador fácilmente entendible y comunicable, pero que tiene limitaciones. Por ejemplo, si una persona pobre por NBI se vuelve privada en un atributo adicional, el indicador no se altera.

Posiblemente la mayor limitación de los indicadores multidimensionales no monetarios, como el NBI, provenga de su rigidez al aumento. Supóngase que un hogar es pobre solo debido a la condición de hacinamiento: viven cuatro personas y hay una sola habitación disponible en la vivienda. Si en algún momento se logra construir una habitación adicional, el hogar dejará de ser pobre. Nótese que aunque la familia sufra de ahora en más severa escasez de recursos, es difícil que el nuevo cuarto sea alguna vez derribado, por lo que la condición

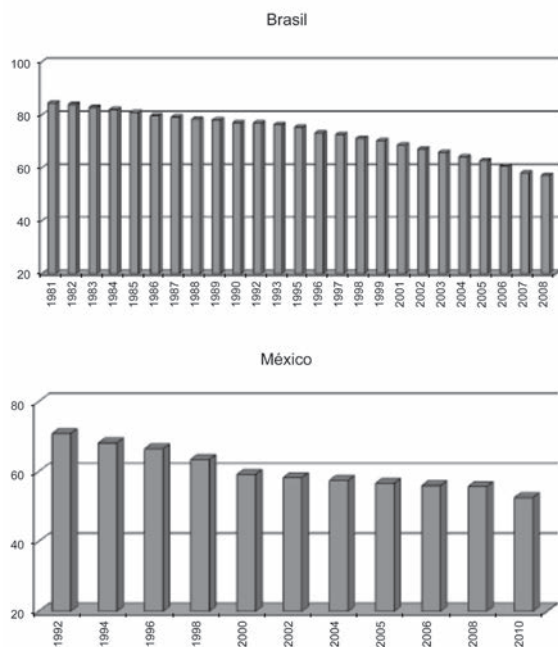
²¹Un problema adicional está causado por el hecho de que, mientras que algunos atributos pueden calcularse para toda la población, otros solo pueden computarse para un grupo (*e.g.* condición de escolaridad solo en hogares con niños), lo que sesga la medición.

²² Si bien en los informes y mapas de pobreza nacionales se suelen reportar también las tasas de incidencia de la pobreza por NBI al variar el número límite de privaciones, el criterio de unión sigue siendo el de uso más generalizado.

de hacinamiento ya no se cumplirá más. Otro ejemplo es el de obras de saneamiento o agua que una vez instaladas no se desarman por más que las condiciones económicas empeoren. Esta “irreversibilidad” se repite en muchas de las típicas variables no monetarias usadas en la práctica, lo que genera rigidez del indicador al aumento. De hecho, es difícil que las medidas de pobreza no monetaria suban, aun en períodos de crisis económicas. Este sesgo a la baja vuelve a la medición multidimensional no monetaria poco útil para llevar a cabo un monitoreo frecuente (*e.g.* anual) de la pobreza. En la práctica, los gobiernos de los países de América Latina utilizan el método monetario para monitorear la evolución de la pobreza y el método de NBI como instrumento de caracterización del estado de privaciones en un momento dado del tiempo y como mecanismo de focalización geográfica de programas sociales.

La pobreza por NBI es calculada por los gobiernos latinoamericanos sobre la base de información censal, lo cual permite una caracterización amplia de toda la población con posibilidades de desagregación territorial, y la construcción de mapas de pobreza detallados al nivel de áreas censales. En la práctica es también posible computar indicadores de pobreza por NBI con microdatos de encuestas de hogares, aunque con menor grado de representatividad y posibilidades de desagregación más limitadas. La figura 5.7 muestra la tasa de incidencia en Brasil y México calculada sobre la base de microdatos de encuestas de hogares. Nótese como en ambos países la pobreza por NBI ha descendido en el tiempo.

Figura 5.7
Tasa de incidencia de pobreza NBI

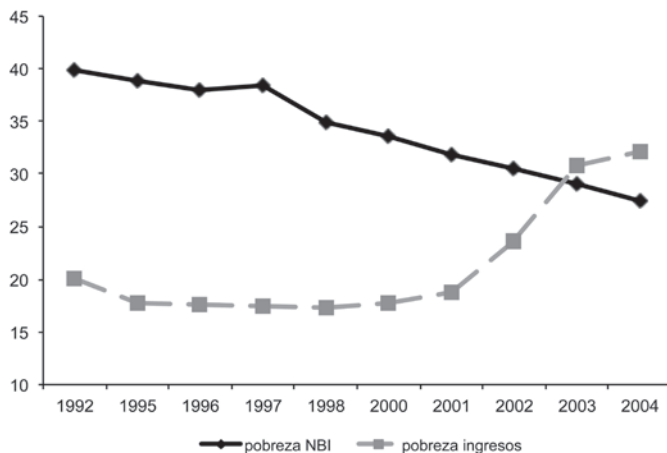


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se define como pobre a todo individuo que habita un hogar que cumple al menos una de las siguientes condiciones: (i) hogar con cuatro o más personas por habitación, (ii) hogares en viviendas en ubicaciones precaria, (iii) hogares en viviendas construidas con materiales precarios, (iv) viviendas sin acceso directo a agua potable, (v) viviendas sin baño con adecuado saneamiento, (vi) presencia de al menos un niño entre 7 y 11 años que no asiste a la escuela, (vii) jefe de hogar sin escuela primaria completa y (viii) jefe de hogar sin secundaria completa y cuatro o más integrantes del hogar por trabajador. Algunas definiciones de atributos varían entre países (e.g. vivienda precaria), por lo que las comparaciones deben hacerse con prudencia. Para más detalles, ver sedlac.econo.unlp.edu.ar.

La figura 5.8 muestra la evolución de la pobreza en Uruguay entre 1992 y 2004 utilizando alternativamente un indicador monetario y un indicador multidimensional basado en ocho criterios semejantes a los listados debajo del gráfico anterior. Nótese que, mientras que la pobreza de ingresos aumentó fuertemente, la pobreza por NBI cayó. Durante ese período los ingresos de una fracción importante de la población uruguaya se redujeron, pero al mismo tiempo se avanzó en términos de extensión de red de agua y saneamiento y en cobertura educativa, por lo que el indicador NBI se redujo. Una evaluación comprehensiva de la pobreza en un país debería tener presentes ambos indicadores.

Figura 5.8
Pobreza NBI y por ingresos
Tasa de incidencia de la pobreza
Uruguay, 1992-2004



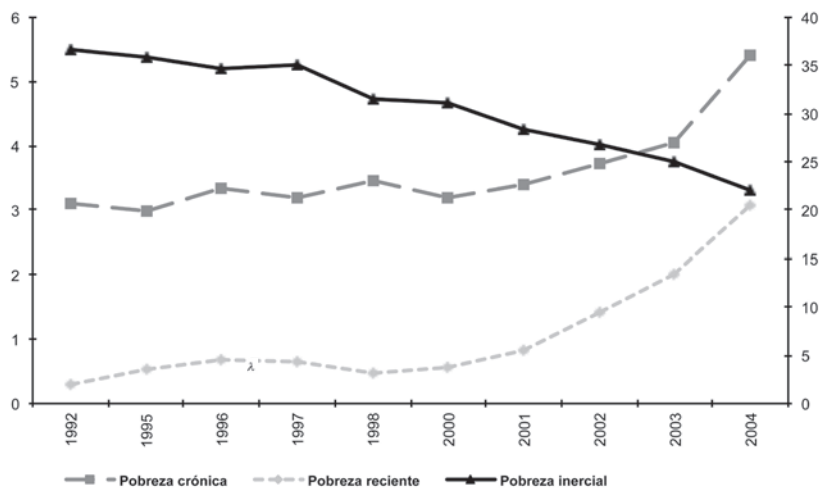
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ECH.

Nota: Tasa de incidencia de la pobreza monetaria con línea oficial moderada.

Pobreza por NBI en función de los indicadores listados en la nota de la figura 5.7.

Es posible combinar los criterios de pobreza de ingreso y NBI para caracterizar a la población. Algunos autores llaman pobres “crónicos” a quienes son pobres de acuerdo con ambos criterios, pobres “recientes” a quienes solo lo son por ingreso y pobres “inerciales” a quienes solo lo son por NBI (Beccaria y Minujin, 1985; Feres y Mancero, 2001). La figura 5.9 muestra la evolución de estos tres grupos en el caso de Uruguay.

Figura 5.9
Pobreza crónica, reciente e inercial en Uruguay



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ECH.

Nota: La pobreza crónica y reciente se miden sobre el eje izquierdo y la inercial sobre el derecho.

Subnutrición, inseguridad alimentaria y hambre

Como se discutió extensamente en el capítulo 4, la medición de la pobreza monetaria extrema en América Latina está estrechamente vinculada con la capacidad de adquirir una canasta básica de alimentos. Una alternativa conceptualmente distinta consiste en medir directamente la prevalencia de la subnutrición, a través de la comparación del consumo efectivo de alimentos con algún umbral de necesidades energéticas. A menudo se asocia este concepto al de hambre o inseguridad alimentaria. FAO, la agencia de Naciones Unidas dedicada a temas de nutrición, calcula la prevalencia de la desnutrición a nivel de países. La metodología (i) asume una distribución log-normal del consumo de energía alimentaria k (en kilocalorías diarias por persona); (ii) estima la dispersión a partir de información del consumo de energía alimentaria por percentiles obtenido de la última encuesta de gastos nacional disponible; y (iii) ajusta la media con información de la encuesta, y si no existe ninguna reciente, a partir de hojas de balance de alimentos que combinan información de producción, importación y exportación de alimentos (FAO, 2008). Una vez estimada la distribu-

ción log-normal de k se impone un valor umbral k_m para obtener la tasa de incidencia de la subnutrición. El umbral k_m coincide con el mencionado en el capítulo 4.

El siguiente cuadro muestra las tasas de incidencia de la subnutrición en distintas regiones del mundo. Según FAO (2008) la tasa de subnutrición en América Latina y el Caribe habría descendido de 12% en 1990/92 a 8% en 2003/05.

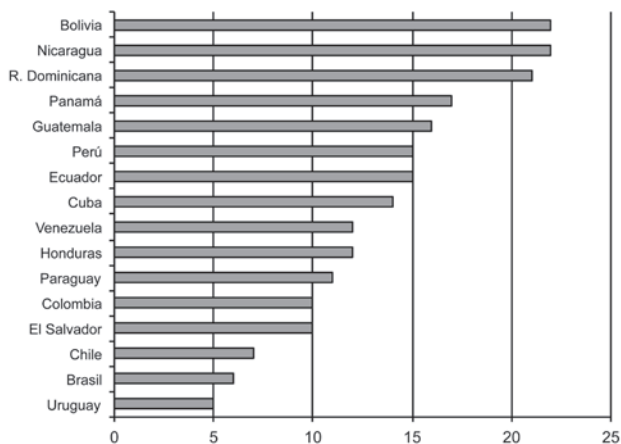
Tasa de incidencia de la subnutrición

	1990/92	1995/97	2003/05
Mundo	16	14	13
Países en desarrollo	20	18	16
Asia y Pacífico	20	17	16
América Latina y el Caribe	12	11	8
Cercano Oriente y Africa del Norte	6	8	8
Africa al sur del Sahara	34	34	30

Fuente: FAO (2008).

La siguiente figura ilustra las tasas de subnutrición estimadas por FAO (2008) para los países de la región. Bolivia y Nicaragua son los territorios donde la seguridad alimentaria está más comprometida.

Tasa de incidencia de la subnutrición, 2003/05



Fuente: FAO (2008).

Medidas alternativas más directas de desnutrición son las antropométricas, en particular el peso y la talla de los niños. Los dos índices antropométricos fundamentales son peso-por-talla y talla-por-edad, información usualmente relevada por las Encuestas de Condiciones de Vida en la región. Estos índices consideran el desvío de cada niño con respecto a la mediana poblacional de referencia como medio para calificar el crecimiento como normal o desnutrido.²³

Finalmente, otra alternativa proviene de preguntas directas a la población en encuestas sobre la existencia de situaciones de *hambre* en un lapso de tiempo. Fiszbein y Giovagnoli (2004) explotan la inclusión de preguntas sobre percepción de hambre en una encuesta de hogares en plena crisis económica en Argentina en 2002. Los autores encuentran que en el 42.1% de los hogares clasificados oficialmente como indigentes se sufrió hambre en algún momento del año. Esa proporción cae a 11.7% en el grupo de los pobres no indigentes y a 5.8% en los no pobres.

5.2.4. Correlaciones

Mientras que en el capítulo 4 estudiamos a la pobreza como insuficiencia de ingreso, en esta sección discutimos la noción de pobreza multidimensional no monetaria. Los estudios que pueden implementar a la vez ambas definiciones llegan en general a dos conclusiones centrales. Primero, existe una correlación positiva significativa entre ambas medidas de privación, lo cual indica que las dos metodologías captan patrones generales comunes. Segundo, la correlación dista de ser perfecta, lo que indica pérdida de información y, en consecuencia, una apreciación incompleta de la realidad si se focaliza el análisis en una sola dimensión del bienestar.

Las estimaciones del grado de asociación entre ambos tipos de pobreza varían entre estudios. Alkire y Santos (2010), en su trabajo para 104 países en desarrollo, encuentran que la correlación entre pobreza de ingreso y no monetaria es relativamente alta, en especial en la dimensión asociada al acceso a servicios básicos y activos. El indicador de correlación de rango de Spearman entre la tasa de incidencia de la pobreza monetaria y el indicador *AF* de pobreza multidimensional es 0.87. Gasparini *et al.* (2011) estiman sobre datos de la encuesta Gallup para todos los países de América Latina un coeficiente de correlación lineal de 0.46 entre el ingreso per cápita y una medida resumen de variables no monetarias. El coeficiente es semejante (0.428) si el ejercicio se reitera sobre los indicadores binarios de pobreza en lugar de las variables de bienestar que les dan origen.²⁴ En un estudio ya

²³ Ver López Pablos (2009) para una medición de la pobreza antropométrica en Argentina.

²⁴ Tratándose de variables binarias, se calculan las correlaciones tetracóricas (*tetrachoric correlations*) en lugar de las correlaciones lineales de Pearson.

citado, Battistón *et al.* (2009) reportan coeficientes de correlación de rango de Spearman para diversas dimensiones del bienestar, incluido el ingreso. Los coeficientes son positivos y significativos pero relativamente bajos, lo cual avalaría una aproximación multidimensional al estudio de la pobreza. La sección 5.3.4 extiende el análisis de correlaciones agregando la dimensión subjetiva.

5.3. Pobreza subjetiva

La medición de la pobreza típicamente implica comparar alguna variable de ingreso, consumo o acceso a bienes y servicios x con una línea o umbral z , donde es el analista quien determina la naturaleza de x y el valor de z .²⁵ La medición de la pobreza mediante este método es “objetiva” ya que puede ser llevada a cabo por observadores o analistas externos que provistos de la misma información llegarían en forma independiente a la misma medición. Hemos discutido extensamente los problemas prácticos y conceptuales de este enfoque. En particular, no es obvio cuál es la variable relevante sobre la que centrar el análisis, ni hay argumentos fuertes para fijar el umbral de pobreza en algún valor específico. Adicionalmente, aun cuando haya acuerdo en estos puntos, en la práctica los errores de medición e implementación son grandes. Ante estas ambigüedades y problemas empíricos existe una propuesta alternativa de basar la medición de la pobreza directamente en las opiniones de las personas respecto de su propia situación. En la visión *subjetiva* de la pobreza son los propios individuos quienes juzgan las dimensiones relacionadas con su bienestar y su condición de pobreza.

Existen tres enfoques alternativos que se diferencian en el grado de participación de las opiniones individuales en la evaluación de pobreza. En el primer enfoque esta participación es plena; se le pregunta a la persona si se siente o no pobre y se respetan sus respuestas. En el segundo enfoque la variable de interés x se construye sobre las percepciones subjetivas, pero es el analista quien realiza la evaluación final sobre el estatus de pobreza. Finalmente, en el tercero son las opiniones de los individuos las que ayudan a determinar el umbral z , pero es el analista quien completa el procedimiento de medición.

5.3.1. Evaluación subjetiva integral

La variante de pobreza subjetiva más sencilla se basa en preguntas que indagan directamente sobre la condición de la persona u hogar. Algunos países latinoamericanos incluyen preguntas de este tipo en sus encuestas. Por ejemplo la encuesta de Ecuador 2006

²⁵ Como vimos en la sección anterior la comparación puede ser a nivel de vectores y no simples variables.

pregunta: “¿Usted considera que su hogar es pobre?”. En Honduras 2006 la pregunta es: “¿Usted considera que su hogar es muy pobre, pobre o no pobre?”. En Bolivia 2004 se le pide una comparación local: “Comparando su nivel de vida con el de los demás hogares de esta ciudad o localidad, ¿usted piensa que su hogar se encuentra entre los más pobres, medianamente pobres, en el medio, medianamente ricos o más ricos?”. Con estas preguntas el 66.7% de los ecuatorianos se consideró pobre, mientras que los porcentajes fueron 79.6% en Honduras y 72.7% en Bolivia.

Nótese que este enfoque deja total libertad al encuestado acerca de lo que entiende por pobreza y cómo medirla. Esta metodología se sustenta en argumentos conceptuales y prácticos: ¿quién mejor que las propias personas carenciadas para definir pobreza y para evaluar su nivel de bienestar que está afectado por una enorme cantidad de factores inobservables para un analista externo? En la vereda de enfrente, quienes se oponen a este enfoque señalan las potenciales inconsistencias en las respuestas y la dificultad de orientar la política económica en función de respuestas subjetivas.

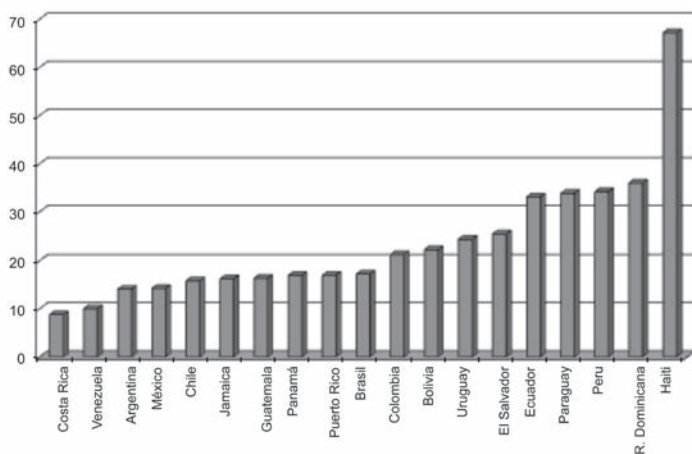
5.3.2. Bienestar subjetivo

Una segunda alternativa está basada en la medición del bienestar subjetivo.²⁶ Son las respuestas sobre percepciones las que determinan la variable x y es el analista quien fija algún umbral y evalúa el grado de pobreza. Una pregunta típica para medir bienestar subjetivo solicita al encuestado que se ubique en un peldaño de una escalera que mide su nivel de bienestar. Gasparini *et al.* (2011) utilizan una pregunta de este tipo –con 10 escalones–, incluida en la Encuesta Mundial Gallup para el año 2006. La figura 5.10 indica el porcentaje de individuos en cada país que se autoreportan en alguno de los cuatro peldaños inferiores.²⁷ Esa proporción es mínima en Costa Rica (8.8%) y máxima en Haití (67.2%).

²⁶ Ravallion y Lokshin (2001) es una referencia obligada para esta literatura. Arias y Sosa Escudero (2004) usan información cualitativa para el caso de Bolivia.

²⁷ Este peldaño fue elegido por Gasparini *et al.* (2011) para que la pobreza subjetiva agregada así medida en América Latina coincidiera aproximadamente con la monetaria, lo cual facilita las comparaciones de pobreza entre países al cambiar de metodología.

Figura 5.10
Tasas de pobreza subjetiva



Fuente: Gasparini, Sosa Escudero, Marchionni y Olivieri (2011), basado en Encuesta Mundial de Gallup, 2006.
 Nota: Ver el texto para la definición de pobreza subjetiva.

Usemos esta figura para ilustrar un punto importante de la literatura de pobreza y bienestar subjetivo. Para ello comparemos la posición de Uruguay y Venezuela: en contraste con lo que indica la figura 5.10, Uruguay es un país con menores privaciones materiales que Venezuela de acuerdo con cualquier indicador objetivo. Una conjetura que da cuenta de esta inconsistencia señala el carácter más “melancólico” de los uruguayos que genera mayor inconformismo con su nivel de vida, en contraste con los venezolanos que, con espíritu más jovial, se dan por satisfechos con menos recursos. Este punto ilustra una de las potenciales debilidades del enfoque subjetivo: las respuestas de las personas pueden estar afectadas por cuestiones culturales o estados de ánimo pasajeros, o basarse en comparaciones locales. Una persona de bajos recursos podría considerarse conforme con su nivel de vida y autoclasificarse como no pobre si el ambiente que la rodea está compuesto mayoritariamente por personas que sufren mayores privaciones.²⁸ Existe una creciente literatura que discute la relevancia práctica de estos problemas. Si bien hay críticos severos, muchos autores defienden las mediciones subjetivas como alternativas válidas (y para algunos, superiores) a la medición “objetiva” del bienestar y la pobreza.²⁹

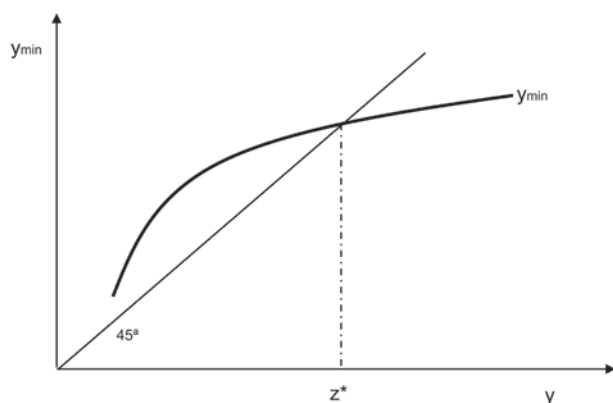
²⁸ Cruces, Pérez Truglia y Tetaz (2011) proveen evidencia empírica sobre los sesgos en la percepción acerca del nivel de vida provenientes de la extracción de información de grupos de referencia.

²⁹ Ver Deaton (2008), Graham y Lora (2009), Layard (2005) y Stevenson y Wolfers (2008).

5.3.3. Línea de pobreza subjetiva

En este tercer enfoque las opiniones y percepciones de los individuos son vitales en la determinación de la línea de pobreza, pero el resto de la evaluación sigue una metodología tradicional “objetiva”. La variante más conocida está basada en preguntas del tipo: “¿cuál es el ingreso mínimo que Ud. considera necesario para satisfacer sus necesidades básicas?”³⁰ Llámese y_{min} a la respuesta individual a esta pregunta sobre ingreso mínimo e y al ingreso efectivo reportado. Si todas las personas tuvieran la percepción de una misma línea subjetiva, y_{min} no dependería de y . En cambio, en la realidad y_{min} resulta ser una función creciente y cóncava de y , como se ilustra en la figura 5.11 (ver Pradhan y Ravallion, 2000).

Figura 5.11
Determinación de la línea de pobreza subjetiva



Esta literatura asume, no sin controversias, que la respuesta más precisa sobre el ingreso mínimo es aquella dada por las personas que viven exactamente con ese ingreso. Se argumenta que las personas más ricas, habituadas a vivir con muchos recursos, exageran su evaluación del ingreso mínimo, mientras que las más pobres, acostumbradas a arreglarse con muy poco, lo subestiman. La línea de pobreza subjetiva z^* es entonces aquel valor del ingreso para el cual la curva y_{min} cruza la recta de 45 grados. Supongamos una relación log-lineal que aproxima la figura anterior,

$$(5.19) \quad \ln y_{min} = \alpha + \beta \ln y$$

³⁰ Goedhart *et al.* (1977) fueron los pioneros en este enfoque. Ver también Kapteyn, Kooreman y Wilemse (1988).

La línea de pobreza subjetiva z^* es el valor del ingreso tal que $y_{min}=y$. Reemplazando z^* por y_{min} y por y en (5.19) y resolviendo,

$$(5.20) \quad z^* = \exp\left(\frac{\alpha}{1-\beta}\right)$$

La línea de pobreza subjetiva puede obtenerse a partir de (5.20) estimando los parámetros α y β sobre la base de una “regresión de mínimo ingreso” con datos de y_{min} e y (Pradhan y Ravallion, 2000).³¹

$$(5.21) \quad \ln y_{min} = \alpha + \beta \ln y + \varepsilon$$

donde ε es un término de error.

Esta propuesta metodológica presupone que existen preguntas cuantitativas acerca del mínimo ingreso necesario y_{min} . Pradhan y Ravallion (2000) muestran que la línea de pobreza subjetiva es identificable (y estimable) aun cuando solo se dispone de información *cualitativa* acerca del ingreso mínimo, es decir, respuestas a una pregunta del tipo: “¿Considera Ud. que durante el último año su ingreso fue suficiente para satisfacer sus necesidades básicas?”. Para entender esta idea, calculemos la probabilidad de que una persona sea pobre en términos subjetivos, es decir, que su ingreso sea menor que el mínimo requerido. De acuerdo con la especificación anterior:

$$(5.22) \quad pr(y < y_{min}) = pr(\ln y < \ln y_{min}) = pr(\ln y < \alpha + \beta \ln y + \varepsilon) = pr(\alpha + (\beta - 1) \ln y + \varepsilon > 0)$$

Si suponemos que ε se distribuye en forma normal, esta probabilidad está dada por un modelo *probit* que, como es conocido, permite identificar los parámetros α y $(\beta-1)$ hasta cierta escala. Si bien α y $(\beta-1)$ no están identificados en el *probit*, el cociente $\alpha/(1-\beta)$, es decir, el logaritmo de la línea de pobreza subjetiva, sí lo está. En síntesis, la línea de pobreza subjetiva es estimable a través de un modelo *probit* en donde la variable explicada es un índice binario que toma valor igual a 1 si el individuo indicó que su ingreso no le alcanzó para satisfacer sus necesidades y 0 en caso contrario, usando al ingreso actual como variable explicativa.³²

³¹ La regresión debe incluir otros controles, típicamente tamaño familiar, lo que implica diferentes posiciones para la curva dibujada en la figura 5.11.

³² Es posible también calcular líneas de pobreza subjetiva usando las respuestas a preguntas del tipo “¿Considera Ud. que es pobre?” (Luchetti, 2006).

5.3.4. Correlaciones y la dimensionalidad del bienestar

Los estudios que implementan simultáneamente definiciones de pobreza monetaria y subjetiva arriban en general a dos conclusiones: (i) la correlación entre las medidas es positiva y significativa, lo cual es evidencia contraria al argumento de quienes ven en las respuestas subjetivas de bienestar solo “ruido”, al presumirlas básicamente aleatorias, y (ii) los coeficientes de correlación no son altos, lo cual podría sugerir la pérdida de información al considerar solo una dimensión del bienestar e ignorar el resto. Por ejemplo, con datos para América Latina de la encuesta Gallup, Gasparini *et al.* (2011) estiman un coeficiente de correlación de 0.279 entre un índice de bienestar subjetivo y el ingreso, y de 0.348 entre el índice subjetivo y un indicador de bienestar no monetario. Los índices de correlación son 0.432 y 0.486, respectivamente, al calcularlos sobre los indicadores binarios de pobreza en lugar de las variables de bienestar que les dan origen (correlaciones tetracóricas).

En ese mismo estudio los autores proponen explorar la multidimensionalidad del bienestar en función de un análisis factorial. El estudio toma doce variables de la encuesta Gallup relacionadas a priori con el bienestar, incluyendo el ingreso, las respuestas a cinco preguntas subjetivas y a una serie de preguntas sobre acceso a algunos bienes y servicios. Sobre la base del método de componentes principales se detectan tres factores relevantes para medir el bienestar. Este primer resultado es importante ya que descarta la posibilidad de que el bienestar sea unidimensional al necesitarse más de un factor para dar cuenta de la variabilidad implícita en las doce variables iniciales. De hecho, el primer factor puede explicar solo el 18.4% de la varianza total del bienestar.

El cuadro 5.5 presenta la estimación de los coeficientes (*loadings*) del modelo de factores. Nótese que el primer factor presenta coeficientes relativamente altos para el ingreso y otras variables típicamente asociadas al mismo (como tener una computadora o acceso a Internet). En este sentido, el primer factor es asociable al ingreso. El segundo presenta coeficientes altos para las variables subjetivas, mientras que el tercero se conforma fundamentalmente con variables de necesidades básicas, tales como acceso a agua o electricidad.³³ Estos resultados sugieren que el bienestar es claramente multidimensional y que el ingreso no resulta suficiente para representar su variabilidad, la cual requiere también medir factores subjetivos y de necesidades básicas. Así y todo, es interesante observar que en términos relativos, el ingreso resulta ser el factor más relevante.

³³ Las interpretaciones de los factores son *ad hoc*, tarea que no siempre resulta simple, siendo esta una de las principales limitaciones de este enfoque.

Cuadro 5.5

Resultados de análisis de componentes principales sobre dimensionalidad del bienestar

Loadings del análisis con rotación

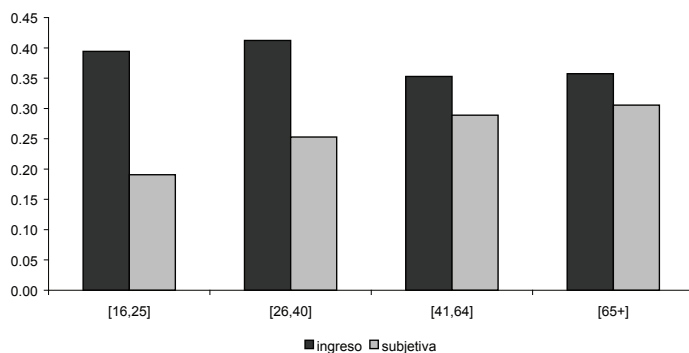
Variable	Factor1	Factor2	Factor3
Ingreso	0.653	0.156	0.11
<i>VARIABLES DE PERCEPCIÓN</i>			
Pregunta wp16	0.116	0.856	0.086
Pregunta wp17	0.071	0.529	0.096
Pregunta wp18	0.08	0.774	-0.003
Pregunta wp30	-0.083	-0.485	-0.129
Pregunta wp40	0.222	0.319	0.294
<i>VARIABLES DE ACCESO</i>			
Agua	0.061	0.112	0.719
Electricidad	0.009	0.012	0.762
Teléfono	0.402	0.121	0.492
PC	0.817	0.083	0.088
Internet	0.844	0.064	-0.014
Celular	0.396	0.201	0.144

Fuente: Gasparini, Sosa Escudero, Marchionni y Olivieri (2011), basado en Encuesta Mundial de Gallup, 2006.

Nota: Las preguntas wp16, wp17 y wp18 piden al entrevistado que se ubique en una escala de 0 a 10 de acuerdo con su nivel percibido de bienestar presente (wp16), pasado (wp17) y esperado en el futuro (wp18). wp30 pregunta sobre la satisfacción con el nivel de vida actual y wp40 indaga acerca de la percepción de no contar con suficiente dinero para satisfacer necesidades alimentarias.

Un punto final sobre la correlación entre dimensiones de la pobreza. La caracterización de la población carenciada es en general semejante, se defina a la pobreza de una u otra forma. Sin embargo, existen en algunos casos diferencias que ameritan un análisis multidimensional más exhaustivo. La figura 5.12, por ejemplo, muestra las tasas de pobreza por grupo etario usando dos definiciones alternativas de privaciones: la monetaria y la subjetiva. Mientras que la pobreza por ingreso no aumenta con la edad (de acuerdo con datos de la encuesta Gallup), sí lo hace en términos subjetivos. Esto reabre un tema que mencionamos en la sección anterior. ¿Debemos desestimar el patrón etario de la pobreza subjetiva porque está afectada por factores no asociados al real bienestar (por ejemplo, si los adultos mayores fueran menos resignados que el resto)? ¿O, en cambio, deberíamos prestar especial atención a esos indicadores ya que captan dimensiones del bienestar que el ingreso o el acceso a ciertos bienes y servicios no pueden capturar? Estas son preguntas de difícil respuesta que forman parte de la nutrida agenda de investigación.

Figura 5.12
Tasas de pobreza por grupo etario



Fuente: Gasparini, Sosa Escudero, Marchionni y Olivieri (2011), basado en Encuesta Mundial de Gallup, 2006.

5.4. La dinámica de la pobreza

La pobreza no es un fenómeno estático: hay personas que entran y salen de situaciones de privaciones materiales a lo largo de sus vidas, y otras cuyos recursos nunca superan un umbral mínimo y que sufren carencias de intensidad variable en el tiempo. La consideración de aspectos *dinámicos* enriquece sustancialmente el análisis de la pobreza.

La pobreza es un fenómeno más preocupante cuando es percibido como persistente, es decir, cuando el estatus de pobre de una persona o familia se perpetúa en el tiempo. Supongamos que en dos años sucesivos el 20% de la población de un país hipotético tiene ingresos por debajo de la línea de pobreza. Este hecho es consistente tanto con una situación en la que las mismas familias son persistentemente pobres, como con otra en la que existen muchos hogares que entran y salen de la pobreza, pero el porcentaje global se mantiene inalterado.

Empíricamente, este tipo de exploraciones requiere poder seguir a los individuos u hogares a lo largo del tiempo, es decir, disponer de un *panel* de datos en el cual las unidades son observadas durante un período prolongado. En la práctica, frente a la escasa disponibilidad de paneles, una estrategia intermedia es recurrir a grupos de individuos o *cohortes*. A modo de ejemplo, una cohorte podría consistir en el grupo de “mujeres nacidas en 1960, con secundario completo como máximo nivel educativo”. En dicho caso, es posible reconstruir en cada período el ingreso de esta “pseudo-persona” tomando en 1990 el ingreso promedio de las personas que tienen 30 años, en 1991 el de las que tienen 31, y así sucesivamente, siempre para la sub-muestra de mujeres con secundario completo como máximo nivel educativo. Esta estrategia tiene la ventaja de no requerir paneles de personas u hogares (que son reemplazados

por cohortes), y la desventaja de cambiar el foco de análisis, al pasar del individuo a un grupo de individuos.³⁴

5.4.1. Pobreza crónica y transitoria

Supongamos por simplicidad que disponemos de un panel de N personas indexadas con i a las cuales observamos durante T años. Una primera aproximación a la problemática de la dinámica de la pobreza consiste en descomponer las medidas agregadas en un componente “crónico” de largo plazo y uno “transitorio” de corto plazo. Jalan y Ravallion (2000) proponen una estrategia simple. Sea x_{it} el indicador de bienestar del individuo i en el período t y $p(x_{it})$ una medida individual de pobreza. Por ejemplo, $p(x_{it})$ podría ser igual a la brecha individual de pobreza $(1 - x_{it}/z_t)^\alpha \cdot 1(x_{it} < z_t)$, con $\alpha \geq 0$. El grado de pobreza *intertemporal* del individuo i se define como el promedio de sus medidas de pobreza a lo largo de los períodos en los cuales es observado. Formalmente,

$$(5.23) \quad P_i^I = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T p(x_{it})$$

Por su parte, el grado de pobreza *crónica* es la medida de pobreza computada sobre el ingreso promedio en los períodos bajo análisis x^p .

$$(5.24) \quad P_i^C = p\left(\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_{it}\right) = p(x^p)$$

Nótese que mientras que la pobreza intertemporal capta el grado de privaciones efectivas que la persona ha experimentado en su vida en promedio, la pobreza crónica indica el grado de privaciones que la persona sufriría con un nivel de recursos semejante al promedio de su vida. Finalmente, la pobreza *transitoria* es simplemente la diferencia entre la pobreza intertemporal y la crónica.

$$(5.25) \quad P_i^T = P_i^I - P_i^C$$

Las ecuaciones (5.23) a (5.25) refieren a niveles de pobreza individuales. Las medidas agregadas de pobreza intertemporal, crónica o transitoria se construyen en función de los mismos lineamientos que la pobreza estática discutidos en el capítulo anterior.

³⁴ Ver Antman y McKenzie (2007) para una implementación y discusión de esta metodología.

El cuadro 5.6 propone un ejercicio ilustrativo sencillo en el que se registra el consumo x de una persona a lo largo de 10 períodos, asumiendo dos líneas de pobreza alternativas z , en ambos casos invariables en el tiempo, y se miden carencias en función de la brecha cuadrática $(1 - x_i/z)^2$. Nótese que la persona tiene consumos fluctuantes que se supone no puede suavizar en el tiempo. Si la línea fuera 40 esta persona es pobre en 4 de los 10 años considerados. En este contexto el grado de pobreza intertemporal del individuo medido con la brecha cuadrática es 0.011. Nótese que dado que su consumo permanente x^p (igual a 45) es superior a la línea, la persona no es pobre crónico y, por tanto, el valor de PC es cero y el grado de pobreza transitoria es también 0.011.

La segunda columna repite el ejercicio ahora con una línea superior ($z=55$), lo que implica que la persona sea pobre en 8 de los 10 años considerados y que su consumo promedio intertemporal no alcance al umbral de pobreza. En promedio, a lo largo de los 10 períodos la “intensidad” de su pobreza es 0.069, de los cuales 0.033 corresponden a un estado crónico (su brecha cuadrática si su ingreso fuese siempre igual al promedio) y el resto al componente transitorio.

Cuadro 5.6
Pobreza crónica y transitoria
Indicador de brecha cuadrática

t	x	z=40	z=55
1	35	0.016	0.132
2	50	0	0.008
3	45	0	0.033
4	30	0.063	0.207
5	60	0	0
6	45	0	0.033
7	35	0.016	0.132
8	50	0	0.008
9	65	0	0
10	35	0.016	0.132
x^p	45		
PI		0.011	0.069
PC		0	0.033
PT		0.011	0.036

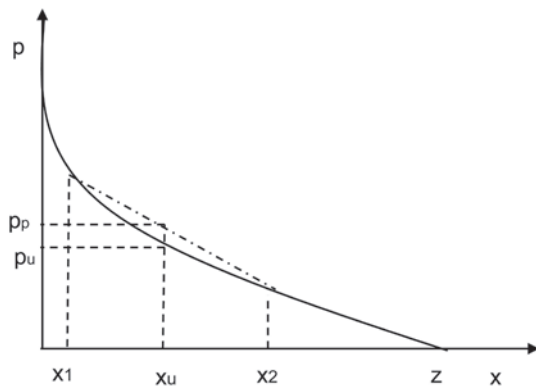
Cruces y Wodon (2003) realizan una descomposición semejante para el Gran Buenos Aires explotando la estructura de panel rotativo de la Encuesta Permanente de Hogares de Argentina, que incluye cuatro observaciones de cada individuo durante un año y medio. Los autores encuentran que el índice de pobreza intertemporal, medido por la brecha cuadrática, aumenta de 0.045 a 0.116 entre 1995 y 2002, siendo el componente crónico el de aumento más marcado. Cruces y Wodon (2003) reportan algunos resultados interesantes que surgen

al caracterizar a la pobreza crónica y transitoria por separado. Por ejemplo, los hogares con jefes jóvenes y con mujeres en trabajos independientes no asalariados tiene menores niveles de pobreza crónica, pero más pobreza transitoria.

5.4.2. Variabilidad de ingreso y pobreza intertemporal

Es interesante analizar el papel de los indicadores de pobreza en la evaluación de la pobreza intertemporal. Con tal fin supongamos que hay una sola persona pobre en dos alternativas hipotéticas. En la primera, la persona tiene un ingreso uniforme x_u y en otra el ingreso varía con igual frecuencia entre x_1 y x_2 , siendo el promedio x_u . Se asume que la persona es crónicamente pobre, es decir, $x_1 < x_u < x_2 < z$. Nótese que si usamos tanto la tasa de incidencia como el indicador de brecha, el grado de pobreza resulta idéntico en los dos casos. El resultado cambia al considerar indicadores para los cuales la función $p(x_i)$ es convexa en x_i , como se ilustra en la figura 5.13. En este caso nótese que $p_u = p(x_u) < p_p = 0.5p(x_1) + 0.5p(x_2)$, es decir, la pobreza en el caso de ingresos uniformes es menor que la pobreza en el caso de ingresos variables. El resultado es intuitivo: el aumento del riesgo o variabilidad en los ingresos hace a la pobreza un fenómeno más grave. Dado este punto, muchos autores recomiendan el uso de indicadores con $p(x_i)$ convexo.³⁵ En el caso del FGT esto ocurre para valores de $\alpha > 1$.

Figura 5.13
Función de pobreza $p(x_i)$ individual



³⁵ Ravallion (1998) es la referencia obligada en este punto.

5.4.3. Modelos dinámicos

Existe una creciente literatura que busca caracterizar la dinámica de la pobreza a través de la estimación de modelos dinámicos del ingreso u otra variable de bienestar. Esta línea de investigación propone modelizaciones alternativas del proceso que rige los cambios en el ingreso, las estima econométricamente y, en función de los resultados, caracteriza la dinámica de la pobreza. Lillard y Willis (1978), en un trabajo pionero, proponen un modelo simple para la dinámica de ingresos:

$$(5.26) \quad x_{it} = M_{it}'\delta + \mu_i + v_{it}$$

$$(5.27) \quad v_{it} = \varphi v_{i,t-1} + \varepsilon_{it}, \quad |\varphi| < 1$$

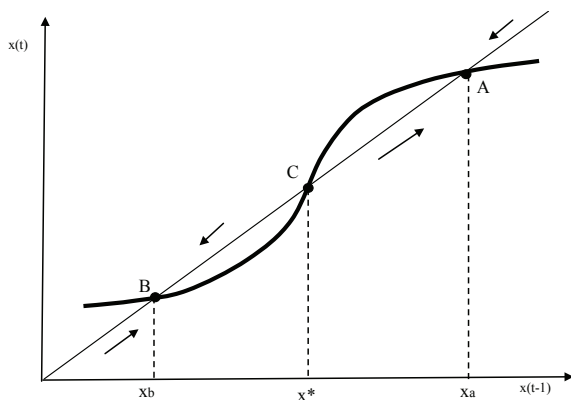
donde M_{it} son determinantes observables del ingreso x_{it} de la persona i en el momento t , μ_i son determinantes no observables específicos del individuo y v_{it} son también determinantes no observables pero que varían por persona y en el tiempo. La segunda ecuación permite que estos shocks idiosincráticos guarden relación explícita con su pasado. Técnicamente, se trata de una estructura de panel con efectos aleatorios y errores autocorrelacionados. En esta estructura hay tres razones por las cuales el valor del ingreso de una persona puede ser persistentemente bajo (y en consecuencia, la persona persistentemente pobre): (i) porque los factores observables M_{it} son bajos y persistentes – por ejemplo, una persona tiene siempre baja educación –, (ii) porque los factores inobservables μ_i son adversos (*e.g.* características personales que reducen su inserción laboral), o (iii) porque φ es muy alto y la persona ha recibido en algún momento un shock negativo. En síntesis, la persistencia de la pobreza tiene que ver con la persistencia de los factores observables, con la importancia de factores no observables adversos, o con la alta persistencia de shocks negativos.

Arias, Marchionni y Sosa Escudero (2011) estiman los parámetros de este modelo para el caso de las áreas rurales de El Salvador, usando un panel de cuatro ondas equiespaciadas entre los años 1995 y 2001. Encuentran que si bien los shocks idiosincráticos explican una parte importante de la variabilidad en los ingresos, la persistencia en el estatus de pobre se debe fundamentalmente a la de factores tales como el bajo acceso a la educación y ciertos servicios públicos, y a la importancia de los factores individuales no observables (μ_i), restándole importancia a la persistencia de los shocks.

5.4.4. Trampas de pobreza

Existe una importante rama de la literatura empírica y teórica que explora la posibilidad de existencia de “trampas de pobreza”: situaciones en las que la persistencia en la pobreza se debe a la existencia de equilibrios múltiples en la dinámica del bienestar, uno de nivel bajo y otro de nivel alto.³⁶ Consideremos el siguiente diagrama de fase para una variable de bienestar individual x .

Figura 5.14
Diagrama de fase para el bienestar individual



En el eje horizontal se presenta el bienestar en el período $t-1$ y en el vertical el bienestar en el período t . Si la dinámica del bienestar siguiese el diagrama de la línea sólida, el sistema dinámico es compatible con tres puntos de equilibrio, denotados con A, B y C: es decir, tres niveles de bienestar de estado estacionario. Los equilibrios A y B son estables, mientras que el C es inestable. Cuando el bienestar inicial de un hogar está por debajo de x^* , su propia dinámica lo lleva hacia el nivel estable bajo x_b , mientras que ingresos iniciales por encima de x^* conducen al equilibrio estable alto A. Es decir, los hogares de bienestar bajo permanecen en una “trampa de pobreza”. Se requieren modificaciones sustanciales en su bienestar – saltos más allá de x^* – para moverlos al equilibrio alto. Este modelo, muy simple y estilizado, sugiere que es posible que una distribución medianamente igualitaria de condiciones iniciales en el entorno de x^* conlleve a una distribución del ingreso muy polarizada: la propia dinámica del bienestar fuerza esta separación extrema entre pobres y no pobres.

Existen varios esfuerzos empíricos destinados a detectar la presencia de este tipo de dinámicas con multiplicidad de equilibrios. Por ejemplo, Chiodi (2009) explora estas cuestiones para el caso mexicano, estimando empíricamente la función ilustrada en el gráfico anterior sobre la base de datos de panel. La estimación del diagrama de fase se basa en un

³⁶ Las razones que pueden generar trampas de pobreza son variadas. Véase por ejemplo Durlauf (2006).

modelo de regresión no paramétrico, en donde la variable “explicada” es un índice de activos (la medida de bienestar escogida) en el período t y la variable explicativa es el mismo índice pero rezagado. Este es un ejemplo de la conveniencia de usar métodos no paramétricos, ya que lo que se busca es que los datos revelen la forma de una función relevante, en este caso, el diagrama de fase. Los resultados de Chiodi (2009) son compatibles con un equilibrio estable de “trampa de pobreza”, cercano a aproximadamente el 80% del valor de la línea de pobreza.

5.4.5. Vulnerabilidad

Para algunos objetivos, como el diseño de políticas de prevención de la pobreza, lo relevante no es el estado efectivo de privaciones de una persona, sino la probabilidad o riesgo de sufrir carencias en el futuro. Es común el uso del término *vulnerabilidad* para referirse a esa situación. Mientras que la pobreza es una condición efectiva (*ex post*), la vulnerabilidad es una condición *ex ante*, no necesariamente realizada en un estado concreto de privaciones, sino latente.

El enfoque más extendido concibe a la vulnerabilidad como expectativa de pobreza (Ravallion, 1988; Chaudhuri, 2003). Formalmente, según esta visión la vulnerabilidad de cada miembro del hogar h en un momento futuro $t+1$ es:³⁷

$$(5.28) \quad V_{h,t} = \int_0^z (z - x_{h,t+1})^\alpha f(x_{h,t+1}) dx_{h,t+1}$$

donde $x_{h,t+1}$ mide el nivel de vida en $t+1$, $f(\cdot)$ es la función de densidad de los ingresos y $\alpha \geq 0$ es un parámetro de aversión al riesgo. Nótese que con $\alpha=0$, $V_{h,t} = pr(x_{h,t+1} < z)$, es decir, la vulnerabilidad evaluada hoy es simplemente la probabilidad de ser pobre en el futuro. Esta probabilidad depende naturalmente de la volatilidad de x , determinada por la forma de $f(\cdot)$. Nótese que valores de $\alpha > 0$ implican diferentes ponderaciones de las brechas de pobreza. Ravallion (1988) argumenta a favor de un valor de $\alpha=2$, sosteniendo que todo aumento de la variabilidad de x debería incrementar la vulnerabilidad. Esto no ocurre con $\alpha=0$ o $\alpha=1$ si $x_h < z$, pero sí con $\alpha=2$, ya que en este caso el argumento de V se vuelve convexo y, en consecuencia, se cumple la desigualdad de Jensen (nótese la semejanza con la discusión en el punto 5.4.2).

Un enfoque alternativo propone definir el grado de vulnerabilidad como la diferencia entre la utilidad cierta de un consumo básico z y la utilidad esperada del consumo o ingreso bajo incertidumbre.³⁸ Formalmente,

³⁷ La explicación en esta sección se hace a nivel de hogar; su extensión a las personas es directa.

³⁸ Ligon y Schechter (2003). Cunningham y Maloney (2000) proponen un enfoque basado en la exposición del hogar a shocks negativos.

$$(5.29) \quad V_{h,t}^* = U_h(z) - E_t[U_h(x_{h,t+1})]$$

siendo $V_{h,t} = V_{h,t}^*$ si $V_{h,t}^* > 0$ y $V_{h,t} = 0$ si $V_{h,t}^* \leq 0$. Sumando y restando la utilidad del consumo esperado en cada término,

$$(5.30) \quad V_{h,t}^* = (U_h(z) - U_h(E_t[x_{h,t+1}])) + (U_h(E_t[x_{h,t+1}]) - E_t[U_h(x_{h,t+1})])$$

Nótese que el primer término es la diferencia entre la utilidad de dos consumos ciertos – el básico z y el esperado – y, por ende, está asociado a la pobreza crónica del hogar. El segundo término, en cambio, captura el riesgo asociado a un consumo incierto. Si U es una función estrictamente cóncava, denotando aversión al riesgo, el segundo término es positivo, por la desigualdad de Jensen. En este contexto, la incertidumbre sobre el consumo futuro es un componente importante de la vulnerabilidad total.

El problema fundamental del estudio de la vulnerabilidad es que, a diferencia de la pobreza efectiva, no es directamente observable. En forma similar al problema de medir la pobreza crónica y transitoria, a fines de cuantificar la vulnerabilidad es ideal contar con datos de panel para períodos largos, que permitan estimar la probabilidad de un hogar de ser pobre en el futuro a partir de sucesivas observaciones en el tiempo. Lamentablemente, la disponibilidad este tipo de datos es poco frecuente en América Latina. Chaudhuri, Jalan y Suryahadi (2002) proponen una metodología para evaluar la vulnerabilidad a partir de datos de corte transversal, como las típicas encuestas de hogares. Se supone el siguiente modelo para el consumo del hogar c_h :

$$(5.31) \quad \ln c_h = X_h \beta + \varepsilon_h$$

donde X_h es el vector de características observables del hogar h , β es un vector de parámetros y ε es un término aleatorio que se supone distribuido idéntica e independientemente en el tiempo para cada hogar. Adicionalmente, se supone que β es constante, lo que descarta la posibilidad de cambios estructurales no anticipados en la economía, imposibles de predecir sin una serie de tiempo. El enfoque permite que la varianza de ε_h dependa de las características observables del hogar. Una especificación simple para esta varianza está dada por:

$$(5.32) \quad \sigma_{\varepsilon,h}^2 = X_h \theta$$

Es posible estimar los vectores de parámetros β y θ a partir de un procedimiento estándar de mínimos cuadrados generalizados factibles, lo que permite obtener predicciones para el (logaritmo del) consumo y la varianza, reemplazando los valores desconocidos por los estimados:

$$(5.33) \quad \hat{E}[\ln c_h | X_h] = X_h \hat{\beta}$$

$$\sigma_{e,h}^2 = X_h \hat{\theta}$$

En este marco, la vulnerabilidad estimada de un hogar h se define como

$$(5.34) \quad \hat{V}_h = \hat{pr}(c_h < z)$$

por lo que

$$(5.35) \quad \hat{V}_h = \hat{pr}(\ln c_h < \ln z) = \hat{pr}(X_h \hat{\beta} + \varepsilon_h < \ln z) = \hat{pr}\left(\frac{\varepsilon_h}{\sqrt{X_h \hat{\theta}}} < \frac{\ln z - X_h \hat{\beta}}{\sqrt{X_h \hat{\theta}}}\right)$$

Suponiendo que, dado x , el término de error del modelo de consumo se distribuye en forma normal, el primer término del último paréntesis es una variable aleatoria normal estándar, por lo que

$$(5.36) \quad \hat{V}_h = \Phi\left(\frac{\ln z - X_h \hat{\beta}}{\sqrt{X_h \hat{\theta}}}\right)$$

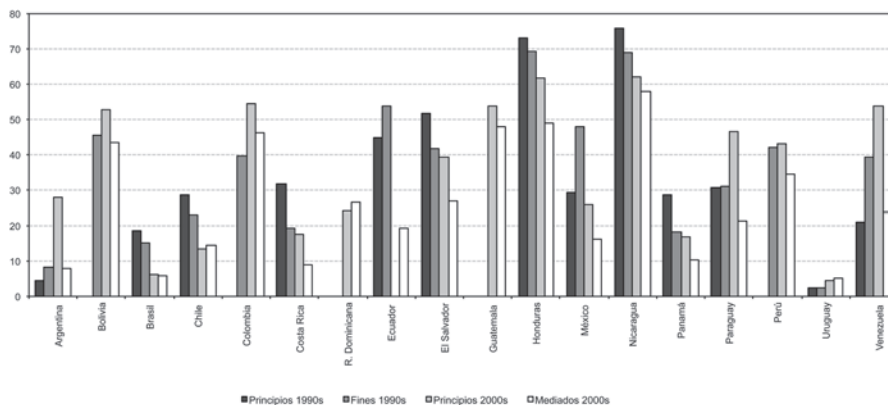
donde $\Phi(\cdot)$ es la función de distribución acumulada de una variable aleatoria normal estándar. La probabilidad de que una persona sea pobre en el futuro es, entonces, una función de sus características observables que determinan tanto la esperanza como la variabilidad de su consumo futuro. Por ejemplo, saber que un individuo A es empleado estatal y B un trabajador por cuenta propia, brinda información valiosa para determinar su grado de vulnerabilidad. Naturalmente, también es útil conocer información adicional acerca de estas personas, tales como su disposición al esfuerzo y la búsqueda de trabajo, o la probabilidad de que una crisis económica futura los afecte. La información proveniente de una sola encuesta para un período determinado pone límites a la posibilidad de incorporar esa información, sugiriendo la conveniencia de contar con datos de paneles largos.

La vulnerabilidad estimada para el año $t+1$ es una variable continua en el intervalo $[0,1]$ cuya esperanza, en ausencia de shocks agregados, es aproximadamente igual a la tasa de pobreza efectiva en $t+1$. A menudo es ilustrativo definir una variable binaria, clasificando como vulnerables a aquellos hogares cuyo valor estimado de $V_{h,t}$ sea inferior a un umbral k , y como no vulnerables al resto. Esa elección es, naturalmente, arbitraria; dos elecciones frecuentes son $k=0.5$ o $k=H_p$, es decir, la tasa de pobreza efectiva.

La figura 5.15, tomada de Cruces *et al.* (2010), muestra estimaciones de la proporción de hogares vulnerables en los países de América Latina para cuatro períodos. La misma sugiere un incremento en el grado de vulnerabilidad en varios países hacia principios de los 2000,

donde varias economías sufrieron crisis importantes, y una fuerte caída de la vulnerabilidad hacia mediados y fines de esa década.

Figura 5.15
Proporción de hogares vulnerables



Fuente: Cruces *et al.* (2010).

Bourguignon y Goh (2004) proponen una metodología semejante, que explota los datos de corte transversal repetidos, en un marco de *pseudo-paneles*. Si se supone que los ingresos de todas las personas de una misma cohorte obedecen a un mismo proceso estocástico de generación de datos, los parámetros de ese proceso pueden ser estimados sin necesidad de observar los perfiles temporales de ingresos individuales. Estos autores proponen un modelo log-lineal de ingresos laborales w de la persona i que pertenece a la cohorte j en el momento t :

$$(5.37) \quad \ln w_{it}^j = X_{it}^j \beta_t^j + \xi_{it}^j$$

donde ξ es un término aleatorio, que por simplicidad se supone que sigue un proceso autorregresivo estacionario de orden uno $AR(1)$

$$(5.38) \quad \xi_{it}^j = \rho^j \xi_{it-1}^j + \varepsilon_{it}^j$$

donde ε es un shock aleatorio con varianza σ^2 . Si se dispusiese de un panel de personas, los parámetros de (5.37) y (5.38) son fácilmente estimables, ya que se trata de un panel estático con un error autorregresivo. Si solo se cuenta con datos de corte transversal repetidos, Bourguignon y Goh (2004) proponen suponer que los individuos entran y salen aleatoriamente de la fuerza laboral entre dos momentos sucesivos del tiempo por lo que de (5.38) se obtiene que:

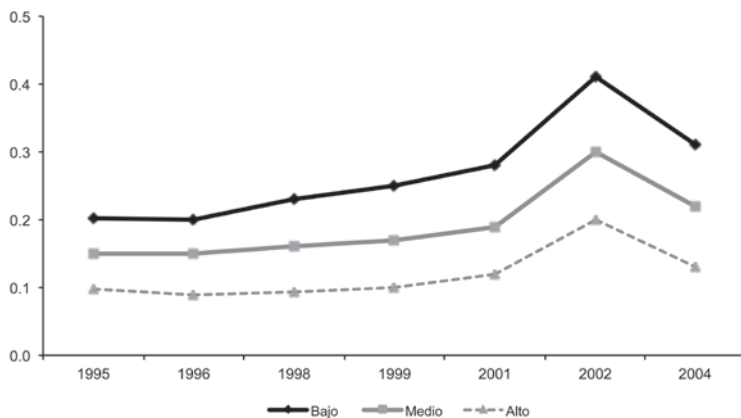
$$(5.39) \quad \sigma_{\xi_{jt}}^2 = \rho^{j2} \sigma_{\xi_{jt-1}}^2 + \sigma_{\epsilon_{jt}}^2$$

Nótese que los parámetros de (5.39) pueden ser estimados por mínimos cuadrados ordinarios a partir de encuestas sucesivas sobre las que se forman cohortes j , lo que permite estimar ρ^j y $\sigma_{\epsilon_{jt}}^2$. Si definimos vulnerabilidad como la probabilidad de que en el futuro w_i no supere un umbral z , entonces³⁹

$$(5.40) \quad \hat{V}_{it}^j = pr(\ln w_{it+1}^j < \ln z) = \Phi\left(\frac{\ln z - \hat{X}_{it+1}^j \hat{\beta}_{it+1}^j - \rho^j \hat{\xi}_{it}^j}{\hat{\sigma}_{\epsilon_{jt+1}}}$$

La figura 5.16, tomada de Carballo y Bongiorno (2007), muestra la evolución de los niveles de vulnerabilidad en Argentina para tres niveles educativos, estimada según la metodología explicada anteriormente. La vulnerabilidad es sustancialmente más alta para el grupo de personas menos educadas y aumentó fuertemente durante la crisis económica que sufrió ese país a principios de la década del 2000.

Figura 5.16
Vulnerabilidad en Argentina por nivel educativo



Fuente: Carballo y Bongiorno (2007).

³⁹ Esto simplifica el problema, ignorando ingresos no laborales y estructuras demográficas del hogar. El modelo se puede ajustar a estas complicaciones.

5.5. Perfiles de pobreza

En todo proceso de investigación el paso siguiente a la definición y medición del fenómeno es su caracterización. Los *perfiles de pobreza* son maneras sencillas de caracterizar a la población pobre en función de un conjunto de variables y en comparación con el resto de la población.

5.5.1. Perfiles no condicionados

Un típico perfil de pobreza no condicional es un simple cuadro que lista las medias, medianas u otros estadísticos de la distribución de un conjunto de variables para dos grupos de la población: los pobres y el resto. Los perfiles son instrumentos útiles para la caracterización de la pobreza, sugiriendo correlaciones entre el estado de privaciones y otras variables.⁴⁰ Los resultados cualitativos típicos de un perfil son esperables: la población pobre por ingreso está también en desventaja en otras dimensiones. Lo interesante de los perfiles de pobreza radica más bien en la *cuantificación* de la magnitud de las brechas entre pobres y el resto. Si bien en ocasiones un perfil puede servir para motivar un análisis más profundo, los resultados no son evidencia causal sobre los determinantes de la pobreza, y en consecuencia no constituyen una base sólida para orientar políticas.

En esta sección presentamos perfiles de pobreza de ingreso; un procedimiento similar puede aplicarse a definiciones alternativas de pobreza. Es importante recordar del capítulo 4 que no es posible trazar una línea nítida no arbitraria entre pobres y el resto, por lo que todo perfil depende del criterio escogido para definir privaciones. Los cuadros 5.7 a 5.11 muestran el perfil de la pobreza monetaria en tres países latinoamericanos usando la línea de 2.5 dólares por día por persona. La población pobre es caracterizada en términos de variables demográficas, de acceso a vivienda y servicios, educativas y laborales.

Es importante confirmar que la diferencia de medias (u otro estadístico) entre el grupo de pobres y el de no pobres sea estadísticamente significativa. Los asteriscos en la tercera columna de cada panel de los siguientes cuadros indican la significatividad de la diferencia de medias entre pobres y no pobres para las distintas variables consideradas.

⁴⁰ Ver Lipton y Ravallion (1995) y UNDP (2005) para discusiones sobre perfiles de pobreza.

Cuadro 5.7

Perfil de la pobreza monetaria

Variables demográficas

	Honduras, 2006			Paraguay, 2007			Venezuela, 2006		
	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia
Proporción de la población	38.8	61.2		21.4	78.6		19.8	80.2	
Distribución etaria									
[0,15]	46.8	33.3	13.4***	47.6	30.7	16.9***	42.9	28.1	14.8***
[16,25]	17.9	23.0	-5.1***	17.0	21.0	-3.9***	16.8	19.5	-2.8***
[26,40]	16.8	20.7	-3.9***	16.5	21.0	-4.5***	20.1	24.8	-4.8***
[41,64]	13.5	17.6	-4.2***	14.1	21.1	-7.0***	15.1	22.2	-7.1***
[65+]	5.1	5.3	-0.3**	4.7	6.2	-1.5***	5.2	5.3	-0.1
Total	100.0	100.0		100.0	100.0		100.0	100.0	
Edad media	22.8	26.4	-3.6***	22.4	28.3	-5.8***	24.0	28.9	-4.8***
Tamaño de familia	5.4	4.3	1.2***	5.4	4.1	1.3***	4.9	4.1	0.8***
Número de niños menores de 12	2.7	1.6	1.2***	2.9	1.5	1.4***	2.4	1.3	1.1***
Proporción de hombres	49.4	47.9	1.4***	50.4	50.1	0.3	48.5	50.7	-2.2***
% hogares con jefatura mujer	23.9	30.4	-6.5***	30.2	26.4	3.8**	43.4	31.4	12.0***

Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

La pobreza es un fenómeno más extendido entre la población joven, sesgo que se acentúa al medir carencias a través del ingreso per cápita familiar. El cuadro 5.7 muestra que en los tres países seleccionados los niños menores de 16 años están sobrerrepresentados en el grupo de los pobres por ingreso per cápita. Mientras que el 42.9% de los pobres en Venezuela son niños, solo el 28.1% de los no pobres pertenecen a ese grupo etario. Si bien como vimos en el capítulo 4, el ajuste por tamaño y composición del hogar reduce las brechas de pobreza en contra de los niños, sigue siendo cierto que la niñez es el período de mayor vulnerabilidad social, donde las carencias pueden condicionar el desarrollo futuro de las personas. La sesgada distribución etaria de la pobreza es un rasgo que se usa con frecuencia para focalizar programas sociales.

Los hogares pobres suelen estar compuestos por más miembros que los no pobres, en particular por más miembros jóvenes. En Honduras, por ejemplo, el número promedio de integrantes es 5.4 en los hogares pobres y 4.3 en los no pobres. En parte este rasgo se acentúa al medir pobreza como insuficiencia de ingreso *per cápita*, como en el cuadro 5.7.

No parece existir un sesgo de género claro en la pobreza monetaria. Mientras que en Honduras la situación de la mujer parece ligeramente más ventajosa (la proporción de hombres es algo superior en el grupo de los pobres y la proporción de hogares con jefatura mujer algo inferior), lo contrario ocurre en Venezuela, y las diferencias no son significativas en Paraguay para la proporción de hombres en el hogar. Esta dispersión de resultados se repite al considerar todos los países de América Latina.⁴¹

⁴¹ Debe recordarse que se asume igualdad plena dentro del hogar. Si existiera discriminación contra la mujer en el reparto de recursos dentro del hogar, ese sesgo no es captado en las estadísticas.

La población pobre habita viviendas más precarias y pequeñas que el resto, con menos acceso a agua potable, saneamiento y electricidad (cuadro 5.8). Las brechas en todos los países son estadísticamente significativas, y en algunos casos resultan enormes. Por ejemplo, mientras que el 59.3% de los hogares no pobres hondureños tiene acceso a un baño con adecuadas condiciones de saneamiento, el porcentaje cae a solo 17% para el grupo de los hogares pobres. La brecha es semejante en Paraguay y menor, aunque significativa, en Venezuela.

Cuadro 5.8
Perfil de la pobreza monetaria
Vivienda y servicios

	Honduras, 2006			Paraguay, 2007			Venezuela, 2006		
	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia
Número de cuartos	3.7	4.6	-0.9***	2.5	3.4	-0.8***	3.1	3.6	-0.5***
Vivienda precaria	16.3	4.6	11.7***	4.1	1.0	3.1***	17.9	7.7	10.2***
Acceso a agua	72.4	89.3	-16.8***	90.5	97.5	-7.0***	81.8	92.2	-10.3***
Baños con saneamiento	17.0	59.3	-42.3***	36.4	76.1	-39.7***	85.6	93.5	-8.0***
Electricidad	44.9	87.6	-42.7***	89.8	97.8	-8.1***	98.4	99.5	-1.0***

Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA). Los indicadores de vivienda precaria no son comparables entre países.

Las brechas educativas entre pobres y no pobres son significativas en todos los países latinoamericanos. El cuadro 5.9 muestra marcadas ventajas educativas para los no pobres en términos de años de educación, tasas de alfabetismo de la población adulta y tasas de asistencia escolar de los jóvenes. Las diferencias en el acceso a la educación formal son menores, aunque significativas, en el nivel primario, y se magnifican en el nivel medio y superior. En Honduras, por ejemplo, mientras que el 71.6% de los jóvenes no pobres entre 13 y 17 años asiste a algún establecimiento escolar, solo el 45.6% de los jóvenes en situación de pobreza monetaria lo hace. Las brechas son algo inferiores en Paraguay y considerablemente menores en Venezuela.

Cuadro 5.9

Perfil de la pobreza monetaria

Educación

	Honduras, 2006			Paraguay, 2007			Venezuela, 2006		
	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia
Años de educación									
Total	2.8	5.4	-2.6***	3.8	6.5	-2.7***	4.7	7.1	-2.4***
[10,20]	4.6	6.6	-2.0***	5.7	7.2	-1.5***	6.3	7.4	-1.1***
[21,30]	4.3	8.0	-3.7***	6.8	10.5	-3.7***	8.2	10.4	-2.2***
[31,40]	3.7	7.5	-3.8***	5.6	9.1	-3.4***	7.1	9.9	-2.8***
[41,50]	2.9	6.7	-3.8***	5.0	7.8	-2.8***	6.4	9.1	-2.7***
[51,60]	2.2	5.4	-3.2***	3.9	6.5	-2.6***	5.6	8.0	-2.4***
[61+]	1.3	3.5	-2.2***	3.1	5.1	-2.0***	3.3	5.5	-2.2***
Tasa de alfabetismo	73.8	89.9	-16.0***	89.6	95.1	-5.5***	89.6	95.2	-5.7***
Asistencia escolar									
[6,12]	87.8	95.2	-7.4***	96.1	98.5	-2.4***	95.5	98.2	-2.7***
[13,17]	45.6	71.6	-26.0***	65.6	83.2	-17.7***	80.5	84.2	-3.7***
[18,23]	13.2	31.8	-18.6***	19.0	34.9	-15.9***	42.0	51.8	-9.7***

Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

La gran mayoría de los hombres latinoamericanos están laboralmente activos, ya sea empleados o buscando trabajo. Las diferencias con los no pobres suelen ser no significativas o menores (cuadro 5.10). Las diferencias se agigantan en el caso de las mujeres: las pertenecientes a hogares pobres tienen una inserción laboral sustancialmente menor que el resto. Este hecho no tiene una explicación causal única: el estado de privaciones puede afectar las posibilidades de inserción laboral de las mujeres, o alternatively el hecho de que la mujer no trabaje puede determinar la insuficiencia de ingresos del hogar, o finalmente, terceros factores pueden causar conjuntamente las dificultades de la mujer para participar en el mercado de trabajo y las dificultades del hogar para generar ingresos.

Las tasas de desempleo son, en general, sustancialmente mayores en el grupo de los pobres, lo cual responde en parte a un fenómeno genuino de dificultad de inserción laboral de las personas de pocos recursos, y en parte es también producto de la medición monetaria de la pobreza: una persona desempleada tiene ingresos laborales nulos, lo cual hace más probable que tenga un ingreso per cápita familiar bajo y sea clasificado como pobre.⁴²

⁴² Ver Lipton y Ravallion (1995) para una discusión de las diferencias en tasas de desempleo entre pobres y no pobres.

Cuadro 5.10

Perfil de la pobreza monetaria

Empleo

	Honduras, 2006			Paraguay, 2007			Venezuela, 2006		
	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia
En la fuerza laboral									
Hombres [25,55]	95.7	95.1	0.7*	95.4	96.1	-0.7	91.9	96.2	-4.3***
Mujeres [25,55]	32.0	56.2	-24.2***	59.0	69.2	-10.1***	50.0	68.2	-18.2***
Tasa de desempleo									
Hombres [25,55]	1.5	1.8	-0.3	4.8	2.2	2.5***	19.8	4.9	14.9***
Mujeres [25,55]	4.3	3.0	1.3***	9.9	3.8	6.2***	22.8	7.3	15.5***
Trabajo informal	77.6	48.3	29.3***	93.8	62.6	31.2***	70.6	44.2	26.3***
Sectores									
Actividades primarias	68.5	19.1	49.4***	68.8	22.2	46.6***	20.5	9.4	11.1***
Industrias trabajo-intensivas	7.2	13.8	-6.6***	3.4	6.6	-3.2***	4.4	5.7	-1.3***
Industrias capital-intensivas	1.5	4.9	-3.3***	3.2	6.4	-3.2***	5.9	7.3	-1.4***
Construcción	3.7	7.8	-4.0***	2.1	6.6	-4.5***	9.9	10.0	-0.1
Comercio	10.4	27.7	-17.3***	13.3	26.1	-12.8***	25.3	24.5	0.8
Transporte y servicios	1.1	5.1	-4.0***	0.8	4.8	-4.0***	6.4	9.3	-2.8***
Servicios calificados	0.7	4.4	-3.7***	0.5	4.6	-4.1***	3.2	5.4	-2.1***
Administración pública	0.7	4.1	-3.4***	0.4	4.2	-3.8***	0.8	3.3	-2.5***
Educación y salud	4.2	10.6	-6.4***	3.5	12.0	-8.5***	13.9	20.8	-7.0***
Servicio doméstico	1.9	2.6	-0.7***	4.1	6.6	-2.5***	9.6	4.3	5.3***
Total	100.0	100.0		100.0	100.0		100.0	100.0	

Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

La precariedad laboral es un rasgo característico de la pobreza. Los trabajadores de bajos ingresos en general están ocupados en actividades laborales informales, en empleos como trabajadores independientes, en firmas pequeñas y precarias, en trabajos marginales de baja productividad o sin protección social.⁴³ Las diferencias con la población no pobre son marcadas. Por ejemplo, mientras que el 62.6% de los no pobres tiene empleos informales en Paraguay 2007, esa proporción se incrementa a 93.8% para los trabajadores pobres.

La pobreza de ingresos es particularmente severa en las áreas rurales. Este fenómeno se refleja en una sobrerrepresentación de los trabajadores en actividades primarias en la población pobre; en particular, esto se observa en países con una alta proporción de población rural, como Honduras y Paraguay. En estos dos países, casi el 70% de la población empleada pobre por ingresos trabaja en actividades primarias. En sociedades más urbanizadas, los sectores de servicio doméstico, construcción y comercio están también sobrerrepresentados entre la población pobre.

La estructura de fuentes de ingresos de pobres y no pobres difiere significativamente (cuadro 5.11).⁴⁴ En ambos casos, y dadas las deficiencias en las encuestas para captar ingresos de capital, la fuente principal es el ingreso laboral. Mientras que el autoempleo está

⁴³ Ver Gasparini y Tornarolli (2009) para evidencia empírica sobre informalidad y pobreza en América Latina basada en encuestas de hogares.

⁴⁴ En este cuadro, a diferencia de los anteriores, se incluye a Uruguay en reemplazo de Venezuela, por problemas en la discriminación de ingresos no laborales en la encuesta de hogares venezolana.

sobrerrepresentado entre los pobres, es el trabajo asalariado y como patrón el que predomina entre los no pobres. Las diferencias en los ingresos no laborales también son claras, con mayor relevancia de las transferencias en el caso de los pobres, y de los ingresos de capital y pensiones entre los no pobres.

Cuadro 5.11

Perfil de la pobreza monetaria

Estructura de ingresos

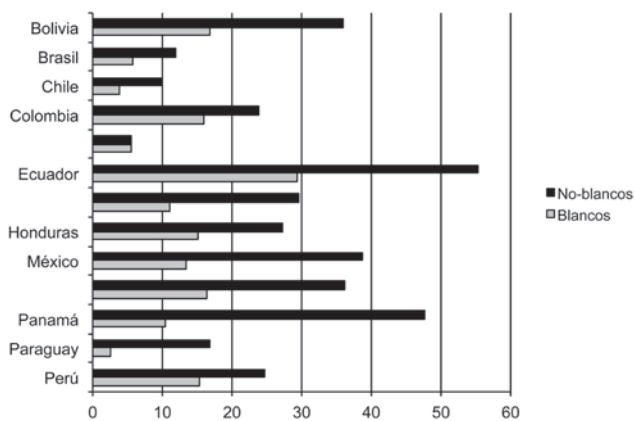
	Honduras, 2006			Paraguay, 2007			Uruguay, 2007		
	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia	Pobres	No pobres	Diferencia
Ingreso individual									
Laboral	76.2	79.7	-3.5**	84.4	85.7	-1.3	58.7	71.0	-12.3**
No-laboral	23.8	20.3	3.5**	15.6	14.3	1.3	41.3	29.0	12.3**
Total	100.0	100.0		100.0	100.0		100.0	100.0	
Ingreso laboral									
Trabajo asalariado	53.8	52.2	1.5	36.3	50.9	-14.7**	54.7	68.3	-13.6**
Auto-empleo	19.1	17.8	1.3	59.2	27.4	31.8**	43.6	17.1	26.5**
Propia firma	3.2	13.8	-10.7**	4.5	21.7	-17.2**	0.4	12.8	-12.3**
Otro	24.0	16.1	7.9*				1.2	1.8	-0.6
Total	100.0	100.0		100.0	100.0		100.0	100.0	
Ingreso no laboral									
Capital	1.0	6.4	-5.4**	1.8	12.8	-10.9**	0.1	12.5	-12.4**
Pensiones	0.7	7.3	-6.7**	0.0	21.1	-21.1**	23.4	70.5	-47.1**
Transferencias	98.3	86.2	12.1**	86.0	58.8	27.2**	74.6	15.0	59.7**
Otros				12.1	7.3	4.8	1.8	2.0	-0.2
Total	100.0	100.0		100.0	100.0		100.0	100.0	

Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

Típicamente, las tasas de pobreza difieren significativamente entre grupos étnicos. La clasificación por raza es controversial y a menudo difícil de implementar con la información disponible en las encuestas de hogares. De cualquier forma, en América Latina los resultados son en general semejantes a los de las figuras 5.17 y 5.18: la pobreza en los grupos no blancos, como sea que estén definidos, es superior a la de los grupos blancos.

Figura 5.17
Perfil de la pobreza monetaria
FGT(1) por etnicidad

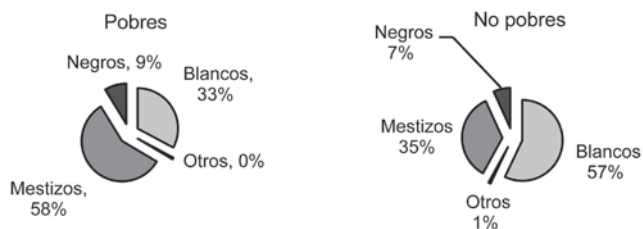


Fuente: Busso, Cicowicz y Gasparini (2005).

Nota: Clasificación por etnicidad basada en respuestas a encuestas de hogares.

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

Figura 5.18
Distribución de población por etnicidad
Brasil, 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Nota: Clasificación por etnicidad basada en respuestas a PNAD 2007.

Nota: Se considera a un individuo como pobre si su ingreso per cápita familiar es inferior a USD 2.5 por día (PPA).

Aunque a grandes rasgos los perfiles son semejantes al usar definiciones alternativas de pobreza, hay resultados contrapuestos. Por ejemplo, se mencionó en la sección de pobreza subjetiva que a partir de datos de la encuesta mundial de Gallup se encontró que, mientras que para el agregado de América Latina la tasa de pobreza monetaria es ligeramente decreciente en la edad, el resultado es el opuesto cuando se considera la pobreza subjetiva. Del mismo modo, a veces los resultados cualitativos de los perfiles no cambian, pero las magnitudes de ciertos fenómenos son distintas. Por ejemplo, de la encuesta Gallup se obtiene que la diferencia en el tamaño del hogar entre los pobres y no pobres definidos en función del ingreso per cápita familiar es de 1.05 miembros. En cambio, entre los pobres subjetivos la diferencia es de apenas 0.22.⁴⁵

5.5.2. Perfiles condicionados⁴⁶

Los cuadros anteriores presentan un análisis no condicional que, aunque ilustrativo, es incompleto. Por ejemplo, se reporta que los pobres tienen menos educación que los no pobres, pero sin controlar por el hecho de que son también en promedio más jóvenes, siendo la edad una variable que ciertamente afecta el nivel educativo independientemente del estatus de pobreza. Para obtener un perfil *condicionado* de la pobreza es usual recurrir a la estimación de modelos econométricos de variables binarias.⁴⁷ Siendo p_i una variable binaria que indica la situación de pobreza del individuo i (1 si i es pobre, 0 en caso contrario), lo usual es estimar un modelo de la probabilidad de ser pobre como el siguiente:

$$(5.41) \quad \text{prob}(p_i = 1 | X_i) = F(X_i\beta)$$

donde $\text{prob}(\cdot)$ denota probabilidad y $F(\cdot)$ es alguna función conocida no lineal con la conveniente propiedad de estar acotada entre 0 y 1, a diferencia del índice lineal $X_i\beta$. Las dos alternativas más frecuentes son definir a $F(\cdot)$ como la función de distribución acumulada normal estándar, de donde surge el modelo Probit

$$(5.42) \quad F(X_i\beta) = \Phi(X_i\beta) = \int_{-\infty}^{X_i\beta} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} dz$$

o como la función de distribución acumulada logística, de donde surge el modelo *Logit*

$$(5.43) \quad F(X_i\beta) = \frac{e^{X_i\beta}}{1 + e^{X_i\beta}}$$

⁴⁵ Posiblemente en parte esta discrepancia responda a que al usar el ingreso per cápita para definir pobreza monetaria se “castiga” demasiado a familias numerosas (al ignorar economías de escala en el consumo del hogar), las cuales legítimamente no se sienten pobres.

⁴⁶ Agradecemos especialmente a Mariana Marchionni (CEDLAS-UNLP) por la ayuda en esta sección.

⁴⁷ Una alternativa más eficiente es usar al ingreso o consumo como variable dependiente y no dicotomizarla, aunque en parte se pierde el espíritu del análisis de la pobreza como fenómeno categórico.

El cuadro 5.12 muestra los resultados de estimar un modelo de pobreza monetaria en algunos países de América Latina usando un modelo Probit.⁴⁸

Cuadro 5.12
Perfil condicionado de pobreza
Variable dependiente: hogar pobre. Línea de USD 2.5

Variables explicativas	Argentina	Brasil	México	Venezuela
Años de educación del jefe	-0.048*** (0.014)	-0.094*** (0.005)	-0.070*** (0.009)	-0.098*** (0.007)
Años de educ. del jefe al cuadrado	-0.001 (0.001)	0.002*** (0.000)	0.001 (0.001)	0.002*** (0.000)
Edad del jefe	0.003 (0.008)	-0.024*** (0.003)	-0.019*** (0.005)	-0.007* (0.004)
Edad del jefe al cuadrado	-0.000 (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000*** (0.000)	0.000* (0.000)
Miembros entre 0 y 15 años	0.289*** (0.013)	0.471*** (0.007)	0.304*** (0.012)	0.372*** (0.008)
Miembros entre 16 y 25 años	0.248*** (0.019)	0.341*** (0.010)	0.083*** (0.016)	0.277*** (0.011)
Miembros entre 26 y 40 años	0.130*** (0.030)	0.172*** (0.013)	-0.026 (0.021)	0.204*** (0.014)
Miembros entre 41 y 64 años	0.252*** (0.036)	0.322*** (0.015)	0.124*** (0.025)	0.258*** (0.017)
Miembros mayores de 65 años	0.173*** (0.059)	-0.055* (0.033)	0.316*** (0.034)	0.380*** (0.028)
Jefe hombre	-0.183*** (0.042)	-0.280*** (0.014)	-0.106*** (0.038)	-0.199*** (0.023)
Jefe casado	-0.391*** (0.049)		-0.139*** (0.040)	-0.146*** (0.025)
Jefe desocupado	0.894*** (0.060)	0.855*** (0.024)	0.997*** (0.099)	0.839*** (0.037)
Hogar urbano		-0.057*** (0.019)	-0.388*** (0.029)	
Agua en la vivienda	-0.116 (0.110)	-0.306*** (0.021)	-0.185*** (0.036)	-0.016 (0.043)
Baño en la vivienda	-0.276*** (0.048)	-0.122*** (0.019)	-0.433*** (0.054)	-0.072 (0.078)
Vivienda con materiales precarios	0.289*** (0.068)	0.272*** (0.036)	0.250*** (0.031)	0.182*** (0.036)
Cloacas en la vivienda	-0.205*** (0.039)	-0.069*** (0.020)	0.043 (0.056)	-0.043 (0.080)
Número de perceptores de ingreso	-0.905*** (0.028)	-1.290*** (0.012)	-0.565*** (0.016)	-1.221*** (0.015)
Número de personas por habitación	0.155*** (0.015)	0.163*** (0.016)	0.117*** (0.022)	0.062*** (0.009)
Constante	-0.197 (0.217)	0.893*** (0.071)	0.223 (0.154)	0.345*** (0.109)
Observaciones	24689	125030	20277	38335
Pseudo R2	0.3710	0.4509	0.3316	0.3890

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares para el año 2006.

Nota: Modelo Probit. Errores estándar entre paréntesis. *** p<0.01, ** p<0.05, * p<0.1.

Todas las regresiones incluyen *dummies* regionales.

⁴⁸ Sobre modelos con variables dependientes binarias puede consultarse, entre otros, Wooldridge (2002).

¿Cómo se interpretan los resultados de estos modelos? El efecto marginal de la variable x_j se define como el cambio en la probabilidad de ser pobre ante un aumento marginal en esa variable, manteniendo constantes todas las demás. Formalmente,

$$(5.44) \quad \frac{\partial \text{prob}(p_i = 1 | X_i)}{\partial x_j} = \beta_j f(X_i \beta)$$

donde $f(\cdot)$ es la función de densidad normal estándar o logística, según el caso. Nótese que (i) dado que $f(\cdot) > 0$, el signo del efecto marginal coincide con el del coeficiente β_j , y (ii) el efecto marginal de x_j no es constante a lo largo de las observaciones ya que depende del valor del vector de características X_i . Una opción utilizada con frecuencia es evaluar los efectos marginales en las medias muestrales de las variables continuas, eligiendo algún valor particular para las variables binarias independientes.

El efecto marginal de variables discretas (por ejemplo, binarias) no puede obtenerse derivando. Supongamos que el modelo de probabilidad viene dado por:

$$(5.45) \quad \text{prob} [p_i = 1 | X_i, d_i] = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_K X_{Ki} + \delta d_i)$$

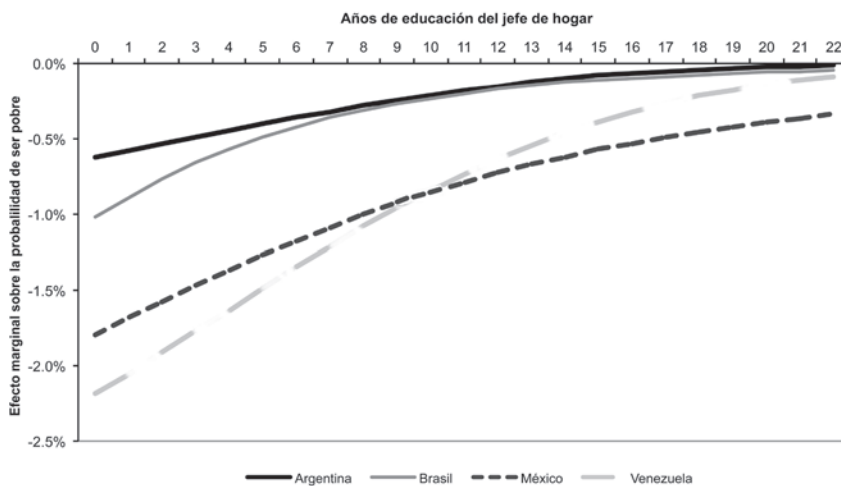
donde d toma únicamente los valores 0 y 1 (por ejemplo, d puede indicar el género del individuo). El efecto de d sobre la probabilidad de ser pobre se obtiene haciendo

$$(5.46) \quad \text{prob} [p_i = 1 | X_i, d_i = 1] - \text{prob} [p_i = 1 | X_i, d_i = 0] = F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_K X_{Ki} + \delta) - F(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_K X_{Ki})$$

Nótese que el efecto de d también depende del valor que tomen todas las variables X .

La figura 5.19 ilustra los efectos marginales sobre la probabilidad de ser pobre a medida que se incrementan los años de educación del jefe de hogar. En todos los casos los efectos son negativos (más educación está asociada a menor pobreza) y menos intensos a medida que crece el número de años de educación. Es decir, dadas las demás características (edad, estado civil y ocupacional del jefe de hogar, características de la vivienda, etc.), los pobres tienen menos educación que los no pobres. Además, un aumento en la educación del jefe de hogar desde un nivel educativo bajo se asocia a una fuerte caída en la probabilidad de ser pobre, mientras que el mismo aumento para jefes con mayores niveles educativos se asocia a una caída menor en la probabilidad de ser pobre.

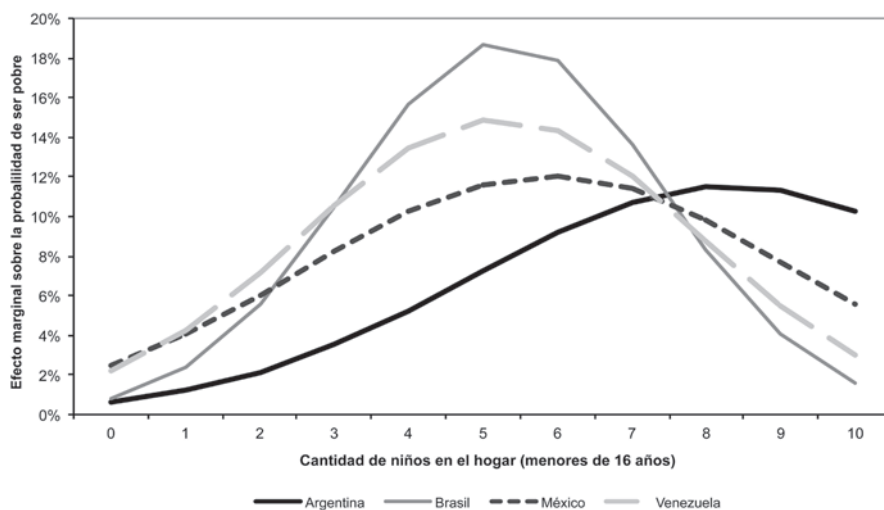
Figura 5.19
Efecto marginal sobre la probabilidad de ser pobre
Años de educación del jefe de hogar



Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados del cuadro 5.12.

La figura 5.20 repite el ejercicio para la cantidad de niños y jóvenes menores de 16 años en el hogar. Esta vez los efectos marginales son positivos y, en general, con forma de campana: los mayores cambios en la probabilidad de pobreza asociados a cambios en la cantidad de miembros se dan para tamaños familiares intermedios.

Figura 5.20
Efecto marginal sobre la probabilidad de ser pobre
Niños en el hogar



Fuente: Elaboración propia a partir de los resultados del cuadro 5.12.

El modelo provee otros resultados que permiten caracterizar a la población pobre. Controlando por otros factores, es mayor la probabilidad de ser pobre en hogares con jefa mujer, con jefe desocupado o cuyo estado civil es diferente de casado. La pobreza monetaria está asociada a menor acceso a servicios de agua y saneamiento, y a una baja calidad de la vivienda. Finalmente, en todos los países existen diferencias significativas en la probabilidad de pobreza entre regiones (las *dummies* regionales no se muestran en el cuadro 5.12).

Para describir los resultados de estos modelos también es informativo computar los efectos relativos, que permiten comparar los efectos marginales de dos variables explicativas. Por ejemplo, para las variables continuas x_k y x_j , el efecto relativo viene dado por:

$$(5.47) \quad \frac{\partial \text{prob}(p_i = 1 | X_i) / \partial x_k}{\partial \text{prob}(p_i = 1 | X_i) / \partial x_j} = \frac{\beta_k f(X_i \beta)}{\beta_j f(X_i \beta)} = \frac{\beta_k}{\beta_j}$$

A diferencia de los efectos marginales, los efectos relativos son constantes porque no dependen del valor del vector X .⁴⁹

⁴⁹ Además, para la identificación de los efectos relativos se requieren supuestos menos fuertes que para la de los efectos marginales.

Es importante discutir la interpretación del modelo (5.41) y el uso que podemos hacer de él. La alternativa que privilegiamos en esta sección es la del modelo condicionado de pobreza como un instrumento para *caracterizar* ese fenómeno. De acuerdo con los resultados del modelo, los individuos más pobres tienen en general menos educación, viven en áreas más precarias y tienen una inserción más débil en el mercado laboral. Estas son características *asociadas* a la pobreza, pero no necesariamente determinantes *causales* de ella. Es posible, de hecho, que la escasez de ingresos que caracteriza a la pobreza sea en parte la razón de la falta de educación, del hecho de vivir en ciertas áreas marginales, o de no poder realizar ciertas acciones que le posibiliten una mejor inserción laboral (*e.g.* mejor búsqueda de trabajo, mejores contactos, disponibilidad de transporte, etc.). Obviamente también puede pensarse en situaciones donde la pobreza, la escasa educación, la localización geográfica o el desempleo son todos determinados conjuntamente por otros factores más profundos como la discriminación o ciertos condicionamientos culturales.

La presencia de variables de acceso a algunos servicios básicos del lado derecho de la ecuación a estimar hace aún más clara la interpretación del modelo como una caracterización más que como una explicación causal de la pobreza. Es probable que la calidad de la vivienda afecte por algún canal a la posibilidad de generar ingresos, pero la causalidad opuesta parece más factible: la escasez de ingresos determina la imposibilidad de acceder a una vivienda mejor. La calidad de la vivienda es entonces una característica asociada a la pobreza, más que un determinante causal exógeno de ella.

A menudo se encuentran aplicaciones de modelos semejantes a los vistos en esta sección en los cuales los resultados son interpretados en un sentido causal y utilizados como instrumentos para orientar la política social –por ejemplo, el efecto marginal de la educación se interpreta como el impacto de un aumento de los niveles educativos sobre la tasa de pobreza en el país–. La discusión anterior alerta sobre los riesgos de hacer este tipo de interpretaciones directas.

5.6. Pobreza y geografía

Las privaciones no están distribuidas uniformemente en el espacio. Las diferencias en las tasas de pobreza se manifiestan tanto entre países como dentro de microespacios, como pueblos o barrios de ciudades. La caracterización geográfica de las privaciones no es solo relevante desde un punto de vista descriptivo, sino especialmente como instrumento de política económica. La ayuda internacional, partidas del presupuesto nacional y ciertos programas sociales suelen focalizarse a partir de información geográfica de la pobreza. La manera más ilustrativa de presentar esta información es a través de *mapas de pobreza* en los que se indica el nivel de privaciones de cada área geográfica.

Un problema central en el análisis geográfico de la pobreza es el de la representatividad de los resultados. Las encuestas de hogares suelen ser representativas solo de grandes regiones y por lo tanto insuficientes para estudios a nivel municipal o barrial. Por su parte, los censos abarcan a toda la población pero incluyen pocas preguntas para una caracterización más comprehensiva de la pobreza; en particular, típicamente no incorporan preguntas de consumo o ingreso.

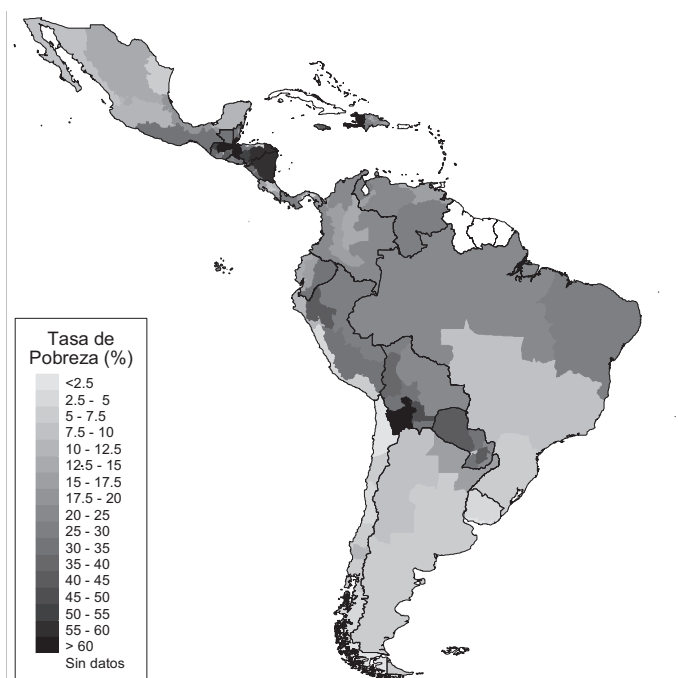
5.6.1. Pobreza monetaria

Las encuestas de hogares latinoamericanas incluyen al menos una variable de localización geográfica que indica la región que habita el hogar. A menudo se incorporan otras variables con más información sobre su ubicación –ciudad, barrio, área censal–, aunque el escaso número de observaciones en general no permite un estudio estadístico a esos niveles de desagregación.

La figura 5.21 muestra un mapa de la pobreza monetaria en América Latina con las regionalizaciones que utilizan los institutos de estadística en las encuestas de hogares de cada país. La pobreza es un problema particularmente grave en el Altiplano boliviano, en la zona andina y selvática de Perú y Ecuador, en el Nordeste brasilero, en Centroamérica al norte de Costa Rica y en el sur de México.

De cualquier forma, debe recordarse que la pobreza no es uniforme dentro de ninguna de las regiones graficadas. Aun en las áreas que la figura 5.21 identifica como de baja pobreza, existen zonas con alta concentración de personas carenciadas, usualmente en los suburbios de ciudades o en zonas rurales aisladas.

Figura 5.21
El mapa de la pobreza en América Latina
Tasa de incidencia de la pobreza monetaria



Fuente: Estimaciones propias de la tasa de incidencia de la pobreza de acuerdo con la línea de USD 2.5 por día por persona a PPA para el año 2009.

El cuadro 5.13 muestra las tasas de pobreza monetaria en las regiones de Perú, utilizando líneas de pobreza alternativas. Es interesante notar que el ordenamiento entre regiones no siempre se mantiene. De cualquier forma, del cuadro emerge un claro patrón geográfico: la pobreza es relativamente baja en la región metropolitana de Lima y la Costa Urbana, alta en la Sierra Rural y Selva Rural, e intermedia en el resto del país.

Cuadro 5.13
Pobreza por regiones en Perú, 2007

	1.25 USD	2.5 USD	4 USD	Extrema	Moderada
Nacional	6.0	19.8	35.1	10.7	34.0
Costa Urbana	1.0	6.7	22.1	1.5	22.8
Sierra Urbana	3.3	12.9	29.2	6.6	31.8
Selva Urbana	2.5	13.3	32.0	9.3	36.4
Costa Rural	6.4	23.2	46.7	8.2	33.3
Sierra Rural	20.3	56.9	77.7	35.5	68.3
Selva Rural	8.7	41.0	69.9	20.0	50.1
Lima Metropolitana	0.4	2.0	8.1	0.4	15.5

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Las marcadas diferencias socioeconómicas entre regiones a menudo están asociadas a tensiones políticas y sociales que se manifiestan en la dimensión geográfica. La figura 5.22, por ejemplo, muestra las sustanciales diferencias entre las tasas de pobreza del Altiplano de Bolivia (Potosí, Chuquisaca) y la región del Llano (Santa Cruz de la Sierra, Pando y Beni). En México, las diferencias entre el Sur (Chiapas, Oaxaca y Guerrero) y el resto del país son también notorias.

Figura 5.22
El mapa de la pobreza en Bolivia y México



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos encuestas de hogares (Bolivia, 2007 y México, 2006).

5.6.2. Pobreza no monetaria

La información típicamente contenida en los censos permite crear algunos indicadores de pobreza no monetaria y graficarlos con un alto nivel de desagregación geográfica. Por ejemplo, la figura 5.23 muestra el porcentaje de hogares pobres en el área del Gran Buenos Aires, sobre la base de una definición de NBI semejante a la discutida en la sección 5.2 de este capítulo.

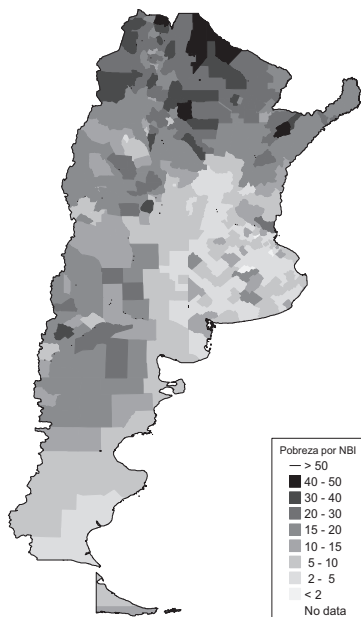
Figura 5.23
Mapa de la pobreza por NBI
Gran Buenos Aires



Fuente: Cruces, Ham y Tetaz (2008).

La figura 5.24 extiende el mapa al total de la Argentina, con información desagregada al nivel departamental.

Figura 5.24
El mapa de la pobreza
Argentina, 2001



Fuente: Elaboración propia sobre la base del Censo 2001.

5.6.3. Combinando encuestas de hogares y censos

Si bien los censos permiten construir mapas de variables sociales al nivel de desagregación deseado, no tienen información de las dos principales variables con las que se aproxima el bienestar individual y se mide pobreza: el consumo y el ingreso. Una manera de aliviar esta deficiencia es estimar alguna de estas variables en función de información socioeconómica que sí es relevada en el censo.

Supongamos que queremos estimar el consumo de cada hogar incluido en el censo para realizar un mapa de pobreza monetaria detallado, o para combinar con otros indicadores no monetarios y construir un mapa de pobreza multidimensional. Un procedimiento sencillo consiste en estimar un modelo del consumo familiar con datos de la encuesta de hogares y aplicar los parámetros resultantes a los datos del censo.⁵⁰

Formalmente, puede estimarse

⁵⁰ Se reproduce la propuesta de Hentschel, Lanjouw, Lanjouw y Poggi (2000) y Elbers, Lanjouw y Lanjouw (2003) conocida como *small-area estimation*.

$$(5.48) \quad \ln x_h = X_h \beta + \varepsilon_h$$

con información de la encuesta, donde x_h es una proxy del nivel de vida del hogar h , X_h es un vector de variables comunes a la encuesta de hogares y el censo asociadas al nivel de consumo del hogar (e.g. estructura demográfica, educación, condiciones laborales) y un término estocástico ε_h . El supuesto usual es que ε_h es un error *i.i.d* con distribución normal $N(0, \sigma^2)$.

Si p_h es el indicador binario de pobreza del hogar h , su esperanza puede escribirse como

$$(5.49) \quad E(p_h) = \text{prob}(x_h < z) = \text{prob}(\ln x_h < \ln z)$$

Reemplazando $\ln x_i$ por la ecuación anterior y operando,

$$(5.45) \quad E(p_h) = \text{prob}(X_h \beta + \varepsilon_h < \ln z) = \text{prob}(\varepsilon_h < \ln z - X_h \beta) = \text{prob}\left(\frac{\varepsilon_h}{\sigma} < \frac{\ln z - X_h \beta}{\sigma}\right)$$

Nótese que el primer término del último paréntesis es una variable con distribución normal $N(0,1)$, por lo que

$$(5.51) \quad E(p_h) = \Phi\left[\frac{\ln z - X_h \beta}{\sigma}\right]$$

donde Φ indica el valor del argumento en la distribución acumulada normal estandarizada. Esta ecuación puede ser utilizada para estimar la probabilidad de ser pobre de cada hogar h presente en el censo. Para ello, debemos reemplazar el vector de coeficientes β y el desvío estándar de los errores σ por sus valores estimados con la muestra de la encuesta de hogares.

El paso final consiste en agregar las probabilidades de pobreza de cada hogar correspondiente a una determinada área geográfica identificada en el censo para obtener una estimación de la tasa de incidencia de la pobreza. Formalmente, debe computarse

$$(5.52) \quad E(H) = \frac{1}{N} \sum_h \Phi\left[\frac{\ln z - X_h \beta}{\sigma}\right]$$

para cada área geográfica. En la práctica, β y σ deben ser reemplazados por sus valores estimados a partir de (5.48). Nótese que $E(H)$ es la media de la probabilidad de pobreza de cada hogar, y no la proporción de los hogares para los que la esperanza de x_i es inferior a z .⁵¹ La aplicación de este procedimiento requiere contar con una encuesta de hogares y un censo relevados en años cercanos y con información sobre un número amplio de variables que permitan estimar modelos de consumo o ingreso con un poder predictivo razonable.

⁵¹Calcular la pobreza de la segunda manera puede generar un pequeño sesgo (ver Ravallion, 1988).

5.6.4. Correlación espacial

Las áreas geográficas con pobreza relativamente alta suelen estar próximas unas de otras, lo cual sugiere una correlación espacial positiva de las privaciones. Existen varias medidas para medir correlación espacial, de las cuales la más utilizada es el índice de Moran⁵² definido como,

$$(5.53) \quad M = \frac{\sum_i \sum_j \omega_{ij} n_i n_j}{S.m}$$

donde i y j indexan a las áreas geográficas, ω_{ij} es un ponderador creciente en la cercanía de i y j , $n_i = x_i - \mu$, donde x_i indica el valor de la variable x en la ubicación i comparado con la media μ , y

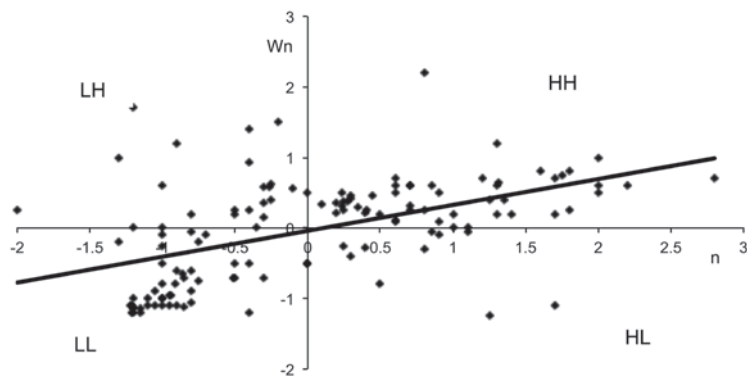
$$(5.54) \quad S = \sum_i \sum_j \omega_{ij} \quad m = \sum_i n_i^2 / N$$

La “cercanía” que reflejan los ponderadores ω_{ij} puede ser aproximada en función de la distancia o contigüidad de las áreas geográficas. Por ejemplo, un criterio aplicado en los cuadros y gráficos siguientes es fijar $\omega_{ij}=1$ si los puntos medios de las regiones i y j están localizados a menos de k kilómetros de distancia y $\omega_{ij}=0$ en otro caso.

La figura 5.25 muestra el gráfico de Moran para el conjunto de regiones al nivel subnacional de todos los países de América Latina. Cada región está representada por un punto definido por su tasa de pobreza relativa al promedio latinoamericano (la variable n en el eje horizontal) y un promedio ponderado de la pobreza relativa de sus vecinos (Wn). Por ejemplo, aquellos puntos en el cuadrante noreste (denominado HH) ilustran regiones con pobreza relativa alta ($n>0$) y con vecinos de pobreza elevada ($Wn>0$). Nótese que la gran mayoría de las regiones se ubican en los cuadrantes HH y LL denotando una correlación espacial positiva. De hecho, el índice de autocorrelación espacial de Moran es positivo y significativo (0.4).

⁵² Véase Anselin (1988) para más detalles y limitaciones de este índice.

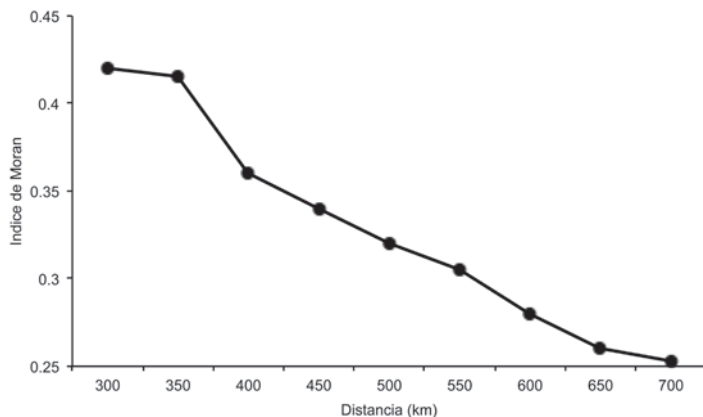
Figura 5.25
Gráfico de Moran de las regiones de América Latina
Basado en distancia
Tasa de incidencia de la pobreza



Fuente: Elaboración propia basado en Gasparini, Gluzmann, Sánchez y Tornarolli (2008).
 Nota: Valores para el año 2006, línea de pobreza de USD 2.

La figura 5.26 muestra el correlograma de distancia del índice de Moran, es decir, el índice a medida que cambia el umbral k de kilómetros de distancia para considerar a una región como vecino. A medida que k aumenta sobre el eje horizontal el concepto de “vecino” se vuelve más lejano y el índice de correlación cae significativamente.

Figura 5.26
Correlograma del índice de Moran
Tasa de incidencia de la pobreza



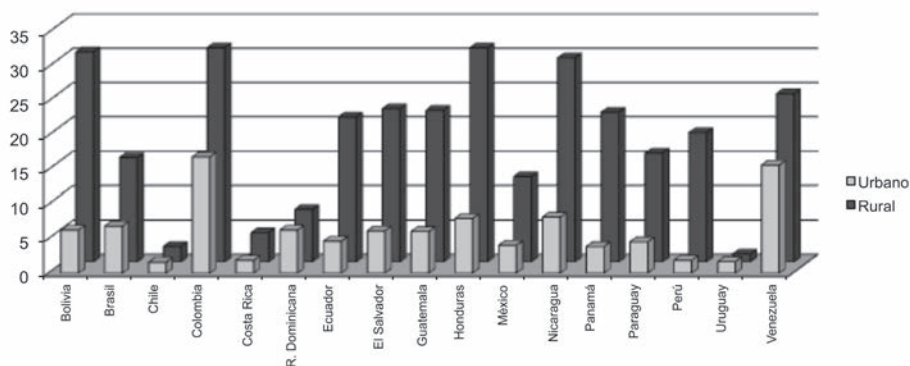
Fuente: Gasparini, Gluzmann, Sánchez y Tornarolli (2008).
 Nota: Valores para el año 2006, línea de pobreza de USD 2.

5.6.5. La división urbano-rural

A pesar del proceso de urbanización experimentado desde la Segunda Guerra Mundial –desacelerado en las últimas décadas–, una fracción importante de la población latinoamericana vive en áreas rurales. En la práctica, clasificar a un área como urbana o rural no es sencillo, ya que el problema de identificación que extensamente discutimos en el caso de pobreza, se aplica a este tema. Existen claras diferencias entre una ciudad y el campo, pero la transición entre ambas áreas es generalmente gradual, implicando ambigüedades en las definiciones. De hecho, no existe un criterio incuestionable que permita delimitar áreas urbanas y rurales, por lo que cada país elige su propia definición. En las encuestas de hogares latinoamericanas cada observación es asignada a algún área, urbana o rural, de acuerdo con el criterio elegido por el país. En general, estos criterios surgen de cuatro factores: el tamaño poblacional, los límites administrativos, la disponibilidad de servicios y el tipo de actividad económica.⁵³

La pobreza es un fenómeno más marcado en las áreas rurales que en las urbanas. Este resultado se mantiene con independencia de la forma en que se miden pobreza y ruralidad. En ciertas mediciones las diferencias se exageran, como en el caso de la pobreza de ingreso, dadas las mayores dificultades en captar correctamente el ingreso en áreas rurales donde es común la producción de autoconsumo y los ingresos estacionales.⁵⁴ La figura 5.27 muestra el indicador de brecha de la pobreza FGT(1) urbano y rural en los países de la región. En todos ellos, salvo Uruguay, las diferencias en contra de las zonas rurales resultan substanciales. Las brechas también se manifiestan en aquellos países donde es posible computar pobreza monetaria por consumo (figura 5.28).

Figura 5.27
Indicador de brecha de la pobreza por ingreso FGT(1)
LP 2.5 dólares



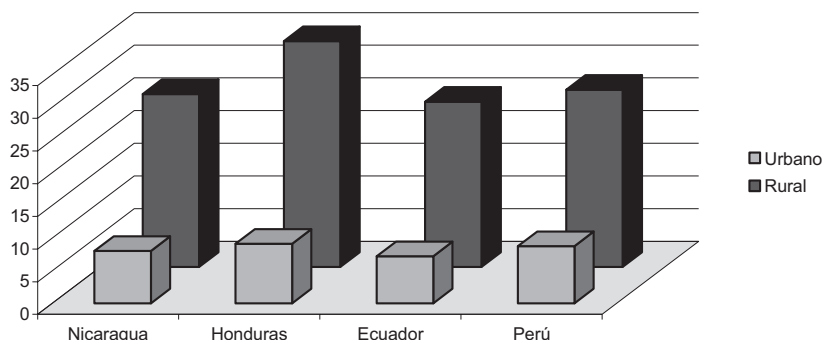
Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial), circa 2008.

⁵³ Ciciowiez, Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2006) discuten con detalle estos puntos.

⁵⁴ Sobre los problemas de la medición de la pobreza rural, consultar Tornarolli (2007).

Figura 28

**Índice de brecha de la pobreza en el consumo
Línea de pobreza moderada oficial**

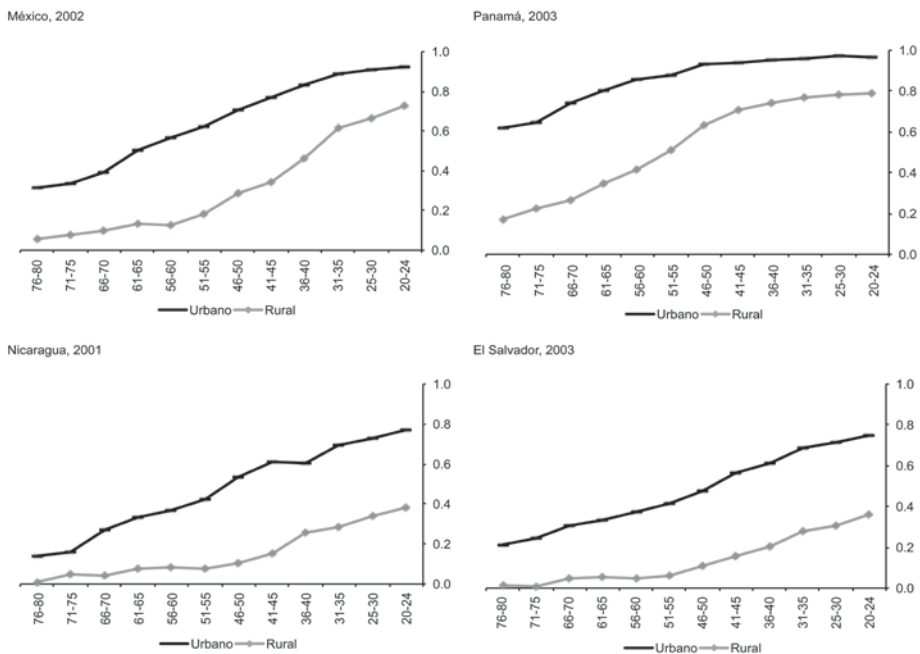


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial), circa 2006.

Las áreas rurales no solo están desfavorecidas en términos de ingreso o consumo, sino también en el acceso a una variedad de bienes y servicios básicos. La figura 5.29, por ejemplo, muestra el porcentaje de la población que logró terminar la escuela primaria por rango de edades para las áreas urbanas y rurales de cuatro países latinoamericanos. Si bien las zonas rurales están en desventaja, el gráfico ilustra con claridad un fenómeno esperanzador: el notable aumento de las tasa de escolarización primaria a lo largo de las generaciones en todos los países de la región, en todas las áreas. Este aumento, en general, no ha sido uniforme geográficamente. Las brechas urbano-rural se han acortado en algunos países (*e.g.* México y Panamá) y se han agrandado en otros (*e.g.* Nicaragua y El Salvador).

Los gráficos ilustran una dinámica común del acceso a servicios básicos: inicialmente el acceso crece más rápidamente en los grupos más favorecidos –en este caso las áreas urbanas–, por lo que la brecha se ensancha. Con el tiempo, cuando el acceso en esos grupos alcanza niveles altos, difíciles o imposibles de incrementar, la brecha comienza a reducirse.

Figura 5.29
Tasa de graduación de la escuela primaria por rango etario



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Apéndice: En la práctica

Medidas de pobreza multidimensional

En este primer apartado se muestra cómo puede replicarse el cuadro 5.1 del texto sobre tasas de pobreza multidimensional en Nicaragua, Perú y Uruguay. En las bases de datos disponibles en el sitio web las variables correspondientes a características de la vivienda solo tienen valor asignado al jefe de hogar; valen *missing* para los demás miembros del hogar⁵⁵.

Las líneas 5 a 10 del bloque de código siguiente asignan a todos los miembros del hogar las variables que solo están definidas para el jefe de hogar; como se mencionó, se trata de variables relacionadas con las características de la vivienda, que típicamente se encuentran en las bases de datos de hogares y no de personas. Se emplea un bucle `foreach` para iterar a través de la lista de variables “`habita matpreca agua banio`” (ver línea 6); en cada iteración, la macro local `i` tiene asignado el nombre de cada una de estas variables.⁵⁶ Por ejemplo, en la primera iteración, la línea 7 genera la variable `habita_aux` como el número de habitaciones del hogar en el que vive cada encuestado; nótese que el promedio se computa solo a partir del valor de `habita` que tiene asignado el jefe de hogar, única observación de cada hogar que tiene valor en esta variable. Así, se transfiere el valor de la variable `habita` que tiene asignado el jefe de hogar a los demás miembros del hogar. Las variables a nivel de hogar que utilizamos se definen como sigue:

```
habita = número de habitaciones
matpreca = vale 1 si material de construcción precario
agua = vale 1 si tiene acceso a agua dentro de la vivienda
banio = vale 1 si tiene baño dentro de la vivienda
```

En el sitio web del CEDLAS, pueden consultarse más detalles sobre la forma en que se construyen estas y otras variables de las bases de datos procesadas.

En las líneas 12-14 se genera el primer indicador, que vale 1 para los individuos con ingreso per cápita familiar inferior a 2.5 dólares diarios por persona, equivalentes a 564.11 córdobas por mes para Nicaragua en 2005. El segundo indicador (ver variable `indic2`) vale 1 para los individuos que viven en hogares con más de tres miembros por habitación (líneas 16-21). En las líneas 23-27 se computa el tercer indicador, que vale 1 para los individuos que viven en hogares construidos con materiales precarios. Las líneas 29-46 son similares pero se refieren a los tres indicadores restantes.

⁵⁵ Los datos se organizan de esta manera solo por conveniencia en el momento de realizar tabulados al nivel de hogar. Las bases de datos procesadas se obtienen a partir de combinar variables para personas y hogares.

⁵⁶ Nótese que en Stata se emplea el espacio para separar los elementos de una lista.

Las líneas 48-54 muestran el porcentaje de individuos que cumplen (*variable=1*) y no cumplen (*variable=0*) con cada uno de los 6 indicadores construidos. La variable *npriv* contiene el número de privaciones de cada individuo (ver línea 57). Las líneas 59-65 generan las variables *pobre1* a *pobre6* que valen 1 de acuerdo con la cantidad de privaciones que sufre cada individuo. Por ejemplo, la variable *pobre4* vale 1 para los individuos que tienen 4 o más privaciones (*i.e.*, *npriv* es mayor o igual 4), y cero en caso contrario.

```

1 * cap5-multidimensional.do
2
3 * asignar a todos los miembros del hogar el valor de las variables que solo
4 * tiene el jefe
5 sort id
6 foreach i of varlist habita matpreca agua banio {
7   by id: egen `i'_aux = mean(`i')
8   replace `i' = `i'_aux
9   drop `i'_aux
10 }
11
12 * (1) ipcf < 2.5 usd
13 gen indic1 = 1 if ipcf < 564.119195972785
14 replace indic1 = 0 if indic1 == .
15
16 * (2) +3 miembros por cuarto
17 gen rat_miembros_cuartos = miembros / habita
18 gen aux = 1 if rat_miembros_cuartos > 3 & rat_miembros_cuartos != .
19 replace aux = 0 if aux == .
20 bysort id: egen indic2 = max(aux)
21 drop aux
22
23 * (3) vivienda construida material precario
24 gen aux = 1 if matpreca == 1
25 replace aux = 0 if aux == .
26 by id: egen indic3 = max(aux)
27 drop aux
28
29 * (4) vivienda sin acceso adecuado a agua potable
30 gen aux = 1 if agua == 0
31 replace aux = 0 if aux == .
32 by id: egen indic4 = max(aux)
33 drop aux
34
35 * (5) vivienda sin acceso baño sanitario
36 gen aux = 1 if banio == 0
37 replace aux = 0 if aux == .
38 by id: egen indic5 = max(aux)
39 drop aux
40
41 * (6) educación promedio jefe y cónyuge menor 7 años
42 by id: egen aedu_avg = mean(aedu) if jefe==1 | conyuge==1
43 gen aux = 1 if aedu_avg < 7 & jefe == 1
44 replace aux = 0 if aux == .
45 by id: egen indic6 = max(aux)
46 drop aux
47
48 * mostrar resultados indicadores individuales
49 tabulate indic1 [w=pondera]
50 tabulate indic2 [w=pondera]
51 tabulate indic3 [w=pondera]
52 tabulate indic4 [w=pondera]
53 tabulate indic5 [w=pondera]
54 tabulate indic6 [w=pondera]

```

```

55
56 * contar condiciones
57 gen npriv = indic1 + indic2 + indic3 + indic4 + indic5 + indic6
58
59 * condición de pobreza según cantidad privaciones
60 forvalues i = 1(1)6 {
61   gen pobre`i' = 1 if npriv >= `i'
62   replace pobre`i' = 0 if pobre`i' == .
63
64   tabulate pobre`i' [w=pondera]
65 }

```

El código a continuación permite reproducir el cuadro 5.2 del texto sobre pobreza multidimensional computada con el índice de Bourguignon y Chakravarty (BC). El cómputo de dicho índice se realiza empleando solo las observaciones que tienen información para las tres dimensiones consideradas en el texto; la línea 4 elimina las observaciones con *missing* en al menos una de esas dimensiones. En las líneas 6-9 se eligen los parámetros α y θ , y la cantidad de dimensiones a utilizar para calcular el índice de BC; los valores se almacenan en las macros locales `alpha`, `theta` y `dim_t`, respectivamente.

En las líneas 11-26 se generan las variables correspondientes a cada dimensión, los escalares que contienen los umbrales o líneas de pobreza, y los escalares con los ponderadores de cada dimensión (ver expresión (2.9) en el texto del capítulo). La segunda dimensión (*i.e.*, personas por cuarto), por tratarse de un indicador positivamente relacionado con la pobreza, se introduce de manera inversa (ver líneas 16-21). La línea de pobreza de 564.11 córdobas también corresponde a Nicaragua para el año 2005.

En la línea 28 se genera la variable `suma_brechas` como igual a cero; como su nombre lo indica, esta variable se utilizará para almacenar la suma de las brechas individuales. La línea 29 inicia un bucle que itera a través de las dimensiones que forman parte del indicador de pobreza multidimensional – recordar que la macro local `dim_t` contiene el número total de dimensiones que se consideran en el análisis. Las líneas 30 y 31 generan la brecha individual para la dimensión *i*. La sentencia `scalar(umbral`i')` evita confundir el escalar de nombre `umbral`i'` con una variable con igual nombre, si existiera.⁵⁷ De acuerdo con la expresión (2.4) en el texto del capítulo, la brecha vale cero para los individuos que no cumplen con la condición de pobreza; es decir, para aquellos con variable indicadora que supera el umbral o línea de pobreza.

La línea 34 multiplica las brechas individuales por el ponderador correspondiente al mismo tiempo que las eleva a la potencia `theta`. La línea 38 computa la suma de las brechas de las `dim_t` dimensiones consideradas.

⁵⁷ En el apéndice I se explica la utilización de escalares; además, se los compara con las macros locales.

La línea 42 calcula, para cada individuo, la suma de las brechas ponderadas elevadas a la potencia (α/θ), siempre que la suma de las brechas sea distinta de cero. Por último, las líneas 44-45 computan el índice BC como el cociente entre la suma ponderada de las brechas individuales almacenadas en la variable `suma_brechas` y la población de referencia.

```

1 * cap5-multidimensional-bc.do
2
3 * utilizar observaciones "completas" -> con información para las 3 dimensiones
4 keep if ipcf != . & rat_miembros_cuartos != . & aedu_avg != .
5
6 local theta = 1
7 local alpha = 2
8 * total dimensiones
9 local dim_t = 3
10
11 * (1) ipcf < 2.5 usd
12 gen dim1 = ipcf
13 scalar umbral1 = 564.119195972785
14 scalar wt1 = 1
15
16 * (2) +3 miembros por cuarto
17 * indicador positivamente relacionado con pobreza ->
18 * emplear inversa (indicador + umbral)
19 gen dim2 = 1/rat_miembros_cuartos
20 scalar umbral2 = 1/3
21 scalar wt2 = 1
22
23 * (3) educación promedio jefe y cónyuge menor 7 años
24 gen dim3 = aedu_avg
25 scalar umbral3 = 7
26 scalar wt3 = 1
27
28 gen suma_brechas = 0
29 forvalues i = 1(1)`dim_t' {
30   gen brecha`i' = 1 - dim`i'/scalar(umbral`i') if dim`i' < scalar(umbral`i')
31   replace brecha`i' = 0 if brecha`i' == .
32
33   * construir brechas ponderadas
34   replace brecha`i' = scalar(wt`i')/`dim_t' * brecha`i'^`theta'
35
36   * computar suma de las brechas
37   * suma_brechas = 0 solo si todas las brechas = 0
38   replace suma_brechas = suma_brechas + brecha`i'
39
40 }
41
42 replace suma_brechas = suma_brechas ^ (`alpha'/`theta') if suma_brechas != 0
43
44 summ suma_brechas [w=pondera]
45 display "BC = " r(sum)/r(sum_w)

```

El siguiente bloque de código puede emplearse para replicar el cuadro 5.3 sobre pobreza multidimensional estimada con el índice de Alkire y Foster (AF). En las líneas 6 y 7 se asignan valores a las macros locales `alpha` y `k`, respectivamente. La macro local `k` se emplea para almacenar el número de privaciones que debe padecer un individuo para ser considerado pobre. Las líneas 11 a 26 son idénticas a las utilizadas anteriormente para computar el índice de BC. El código comprendido entre las líneas 29-33 se ejecuta para

cada una de las dimensiones que forman parte del índice AF -- ver bucle `forvalues` en la línea 28. La línea 29 genera las brechas individuales elevadas a la potencia α , siguiendo la fórmula (2.10) del texto. La variable `pobre`i'` vale 1 para los individuos que son identificados como pobres en la dimensión i (ver línea 33). En nuestro ejemplo, se trata de las variables `pobre1`, `pobre2` y `pobre3`. La línea 37 genera la variable `npriv` que contiene el número de dimensiones en que cada individuo fue identificado como pobre; vale cero para los individuos no pobres. La utilización de la función `rsum` del comando `egen` considera como ceros los valores *missing* de las variables que se suman.

La variable `pobre_k` vale 1 para los individuos que son pobres en, al menos, k dimensiones; nótese la condición *if* en la línea 38. La variable `pobre_k` vale cero para los demás individuos (ver línea 39).

La línea 41 genera la variable `suma_brechas` que, como antes, se emplea más abajo para almacenar la suma de las brechas en cada una de las dimensiones consideradas. La línea 42, al igual que la 28, itera a través de las `dim_t` dimensiones de pobreza que se analizan, tres en nuestro caso; la macro local `i` se emplea como contador de dimensiones – contiene el número de dimensión en cada iteración.

En la línea 45 se reemplaza el valor de la variable `brecha`i'` por cero para los individuos con menos de k privaciones; es decir, a todos los individuos que no son pobres en (al menos) k dimensiones, se les asigna una brecha igual a cero en la dimensión i . La línea 48 reemplaza la brecha correspondiente a la dimensión i por el producto entre la brecha y su ponderador, que se almacena en el escalar `wt`i'`, (*i. e.*, `wt1`, `wt2` y `wt3` en nuestro caso). La línea 52 computa la suma de las brechas ponderadas.

Por último, la línea 56 calcula el índice AF como el cociente entre la suma ponderada de las brechas –nótese el empleo de `[w=pondera]`– y el producto de la población de referencia y el número total de dimensiones considerado; cabe hacer notar que el denominador corresponde al máximo valor que puede tomar el numerador.

```

1 * cap5-multidimensional-af.do
2
3 * utilizar observaciones "completas" -> con información para las 3 dimensiones
4 keep if ipcf != . & rat_miembros_cuartos != . & aedu_avg != .
5
6 local alpha = 2
7 local k = 2
8 * total dimensiones
9 local dim_t = 3
10
11 * (1) ipcf < 2.5 usd
12 gen dim1 = ipcf
13 scalar umbrall = 564.119195972785
14 scalar wt1 = 1
15
16 * (2) +3 miembros por cuarto

```

```

17 * indicador positivamente relacionado con pobreza ->
18 * emplear inversa (indicador + umbral)
19 gen dim2 = 1/rat_miembros_cuartos
20 scalar umbral2 = 1/3
21 scalar wt2 = 1
22
23 * (3) educación promedio jefe y cónyuge menor 7 años
24 gen dim3 = aedu_avg
25 scalar umbral3 = 7
26 scalar wt3 = 1
27
28 forvalues i = 1(1)`dim_t' {
29   gen brecha`i' = (1 - dim`i'/umbral`i')^`alpha' if dim`i' < umbral`i'
30   replace brecha`i' = 0 if brecha`i' == .
31
32   * identificar si pobre en dimensión i
33   gen pobre`i' = 1 if brecha`i' != 0
34 }
35
36 * identificar pobres en, al menos, k dimensiones
37 egen npriv = rsum(pobre1 pobre2 pobre3)
38 gen pobre_k = 1 if npriv >= `k'
39 replace pobre_k = 0 if pobre_k == .
40
41 gen suma_brechas = 0
42 forvalues i = 1(1)`dim_t' {
43
44   * brechas positivas solo si numero de privaciones >= k
45   replace brecha`i' = 0 if pobre_k !=1
46
47   * construir brechas ponderadas
48   replace brecha`i' = scalar(wt`i')*brecha`i'
49
50   * computar suma de las brechas
51   * suma_brechas = 0 solo si todas las brechas = 0
52   replace suma_brechas = suma_brechas + brecha`i'
53 }
54
55 summ suma_brechas [w=pondera]
56 display "AF = " r(sum)/(`dim_t'*r(sum_w))

```

Se deja como ejercicio para el lector elaborar programas que permitan computar los índices de pobreza multidimensional de Bourguignon y Chakravarty y Alkire y Foster.

Perfiles de pobreza

El bloque de código a continuación puede emplearse para computar el perfil de pobreza monetaria para vivienda y servicios que se muestra en el cuadro 5.8. El código del ejemplo se aplica a la EPH (Encuesta Permanente de Hogares) de Paraguay para el año 2007. La línea 5 genera la variable `hh` que vale 1 para una única observación de cada hogar; ver descripción de la función `tag` del comando `egen`. La variable `pobre` vale 1 para aquellos individuos que son identificados como pobres monetarios, empleando la línea de pobreza de 2.5 dólares diarios, equivalente a 205970 guaraníes en el año 2007. Las líneas 10-11 tabulan, para pobres y no pobres, el promedio de las variables `habita`, `matpreca`, `agua`, `banio` y `elect`. En los casos de variables dicotómicas (*i.e.*, las últimas cuatro), el promedio muestra la proporción de hogares que tienen la característica indicada.

Por último, las líneas 13-16 emplean el comando `ttest` para evaluar la significatividad estadística de la diferencia de medias entre pobres y no pobres para las variables incluidas en la lista de variables de la línea 14. La opción `by(pobre)` del comando `ttest` hace que el test de diferencia de medias se realice entre los distintos valores que puede asumir la variable `pobre`, 1 y 0 en nuestro caso.

```

1 * cap5-perfil-pobreza.do
2
3
4 * seleccionar una observación por hogar
5 egen hh = tag(id)
6
7 gen pobre = 1 if ipcf < 205970.366048256
8 replace pobre = 0 if pobre == .
9
10 table pobre [w=pondera] if hh==1, c(mean habita mean matpreca mean agua mean ///
11   banio mean elect)
12
13 * test de medias
14 foreach i of varlist habita matpreca agua banio elect {
15   ttest `i' if hh==1, by(pobre)
16 }

```

Perfiles de pobreza condicionados

El bloque de código siguiente permite replicar el cuadro 5.12, que muestra perfiles condicionados de pobreza. En el ejemplo se emplea la encuesta de México para el año 2006. Las líneas 6 y 7 identifican a los individuos pobres empleando la línea de 2.5 dólares, equivalente a 608 pesos mexicanos en 2006. Las líneas 9-14 identifican a los individuos que pertenecen a distintos grupos etarios: [0,15], [16,25], [26,40], [41,64], y [65,+]. Las líneas 16-26 computan el número de miembros en cada rango de edad en cada hogar; para ello, se emplea la función `sum` del comando `egen` combinado con la sentencia `by`. Así, para cada hogar identificado en la encuesta se calcula el número de miembros que pertenecen a un determinado rango de edad, asignando el resultado a todos los miembros del hogar. Las líneas 24-37 generan las demás variables que se utilizan en el perfil de pobreza. La línea 37 tabula la variable `region` al mismo tiempo que genera variables *dummies* que identifican a cada una de las regiones de la encuesta; las variables *dummies* son `reg1` a `reg8` -- ver opción `generate` del comando `tabulate`.

Las líneas 39-58 contienen la sentencia que estima, para los jefes de hogar, el modelo `probit` para la probabilidad de ser pobre. Las líneas 60-68 computan los efectos marginales para el rango 0 a 22 años de educación del jefe de hogar – ver bucle `forvalues` en la línea 63. Las líneas 61 y 62 generan las variables que se utilizan más abajo para graficar los efectos marginales para distintos valores de la variable `aedu`. La sentencia `margins` (ver línea 64) puede emplearse luego de estimar un modelo `probit` para computar efectos marginales; en nuestro caso, referidos a la variable `aedu` (ver opción `dydx`) evaluados para los `i' años de educación del jefe de hogar (ver opción `at`). El comando `margins`,

por ser de la clase r , almacena resultados en $r(\text{resultado})$ (ver capítulo 2). En particular, en $r(b)$ almacena la matriz con los efectos marginales estimados. La línea 65 copia la matriz de efectos marginales $r(b)$ en la matriz q .⁵⁸ La línea 66 reemplaza el valor de la observación número $i'+1$ de la variable $dydx_g$ por la celda $[1,1]$ de la matriz q ; en el ejemplo, la matriz q tiene una única celda. Por último, la línea 69 grafica la relación entre las variables $dydx_g$ y $aedu_jefe_g$.

Alternativamente, podría emplearse la sentencia `margins, dydx(aedu at (aedu= (0 (1) 22))` para estimar los efectos fijos para todo el rango de años de educación del jefe de hogar. En este caso, la matriz $r(b)$ es de dimensión 1×23 . Se deja como ejercicio para el lector implementar esta alternativa.

```

1 * cap5-perfil-condicionado-pobreza.do
2
3 * eliminar observaciones incoherentes
4 drop if cohh!=1
5
6 gen pobre = 1 if ipcf < 608.245331889043
7 replace pobre = 0 if pobre == .
8
9 * grupos etarios
10 gen edad0015 = 1 if edad <= 15
11 gen edad1625 = 1 if edad >= 16 & edad <=25
12 gen edad2640 = 1 if edad >= 26 & edad <=40
13 gen edad4164 = 1 if edad >= 41 & edad <=64
14 gen edad65mas = 1 if edad >= 65
15
16 * numero de miembros en cada grupo etario
17 sort id
18 by id: egen miembros_edad0015 = sum(edad0015)
19 by id: egen miembros_edad1625 = sum(edad1625)
20 by id: egen miembros_edad2640 = sum(edad2640)
21 by id: egen miembros_edad4164 = sum(edad4164)
22 by id: egen miembros_edad65mas = sum(edad65mas)
23
24 gen aedu2 = aedu^2
25 gen edad2 = edad^2
26 gen rat_miembros_cuartos = miembros / habita
27 /*
28 1 = Noroeste
29 2 = Norte
30 3 = Noreste
31 4 = Centro-Occidente
32 5 = Centro-Este
33 6 = Sur
34 7 = Oriente
35 8 = Peninsula de Yucatan
36 */
37 tabulate region, generate(reg)
38
39 probit pobre          ///
40 aedu                 ///

```

⁵⁸ En el apéndice I se introduce la utilización de matrices en Stata.

```

41  aedu2                ///
42  edad                 ///
43  edad2                ///
44  miembros_edad0015   ///
45  miembros_edad1625   ///
46  miembros_edad2640   ///
47  miembros_edad4164   ///
48  miembros_edad65mas   ///
49  hombre casado        ///
50  desocupa             ///
51  urbano               ///
52  agua                 ///
53  baño                 ///
54  matpreca             ///
55  cloacas               ///
56  rat_miembros_cuartos ///
57  perii                 ///
58  reg2-reg8 [pw=pondera] if jefe==143
59
60 * efectos marginales años educacion jefe de hogar
61 gen dydx_g = .
62 gen aedu_jefe_g = .
63 forvalues i = 0(1)22 {
64   margins, dydx(aedu) at(aedu=`i')
65   matrix q = r(b)
66   replace dydx_g = q[1,1]*100 if _n == `i'+1
67   replace aedu_jefe_g = `i' if _n == `i'+1
68 }
69 line dydx_g aedu_jefe_g

```


CAPÍTULO 6

DESIGUALDAD MONETARIA

Índice del Capítulo 6

6.1. Introducción

6.2. Equidad distributiva y desigualdad

6.3. Eficiencia, equidad y funciones de bienestar

6.4. Medición de la desigualdad

6.5. Robustez y significatividad

6.6. Descomposiciones

6.7. Algunos aspectos prácticos

6.8. Desigualdad monetaria en América Latina

Apéndice: En la práctica

6.1. Introducción

En todas las sociedades del mundo existen diferencias entre personas, tanto en términos de oportunidades como de logros socioeconómicos. La desigualdad es, de hecho, una característica distintiva de las formas de organización humana, al menos desde el surgimiento de la agricultura, hace más de 10.000 años. Naturalmente, el grado y carácter de las desigualdades ha ido cambiando a lo largo de la historia hasta tomar su forma actual, la cual difiere significativamente entre unidades políticas y geográficas.

El estudio de la desigualdad –su medición, sus determinantes, las políticas dirigidas a reducirla– constituyen un área de enorme relevancia en las ciencias sociales, y un campo en el que, como pocos, se cruzan la investigación objetiva, los juicios de valor y las ideologías. Casi indefectiblemente toda discusión distributiva tiene implícita una posición sobre lo aceptable o no de las diferencias económicas entre las personas, sus causas y la necesidad de realizar esfuerzos compensadores para reducirlas.

La vasta literatura sobre desigualdad incluye discusiones filosóficas sobre el concepto de equidad, propuestas sobre medición, y un arduo debate sobre la relevancia del problema y los instrumentos para aliviarlo. Este capítulo trata algunos temas centrales desde una perspectiva económica, con el objeto de permitir al lector participar de la investigación y las discusiones distributivas con una dotación más nutrida de herramientas técnicas y conceptuales.

Si bien la desigualdad es un fenómeno mundial, su estudio es particularmente relevante en América Latina, una región caracterizada por anchas brechas socioeconómicas. De hecho, algunos sostienen que América Latina es la región más desigual del mundo.¹ Más allá de su posición exacta en el ranking internacional, es claro que una caracterización de las economías latinoamericanas estaría incompleta sin una mención a su alto grado de desigualdad.

El concepto de desigualdad está estrechamente relacionado con el de inequidad. La preocupación por la desigualdad socioeconómica entre personas proviene de presumir que es consecuencia o reflejo de alguna situación injusta, éticamente cuestionable y, por consiguiente, merecedora de alguna acción reparadora. En la realidad, no siempre este es el caso: algunas diferencias en los resultados económicos provienen de diferencias en el esfuerzo o el talento y, por lo tanto, esas desigualdades no son necesariamente consideradas inequitativas. La sección 6.2 de este capítulo resume la literatura sobre concepciones de equidad y repasa los argumentos por los cuales deberíamos preocuparnos (o no) por la desigualdad.

¹ BID (1998), De Ferranti *et al.* (2004), Morley (2001), Bourguignon y Morrison (2002), entre otros.

La búsqueda de la equidad puede implicar costos en términos de eficiencia. Es común argumentar sobre el conflicto de objetivos (*trade-off*) entre eficiencia económica y equidad distributiva a la hora de evaluar políticas. La sección 6.3 precisa los términos de este *trade-off* en un marco microeconómico de fronteras de posibilidades y funciones de bienestar agregado.

Las desigualdades pueden manifestarse en múltiples dimensiones. Para avanzar ordenadamente en su estudio este capítulo se concentra en la medición de la desigualdad en el espacio unidimensional de alguna variable monetaria, como el ingreso o el consumo. La sección 6.4 es la primera de una serie de secciones técnicas en las que se resume la extensa literatura de medición de la desigualdad unidimensional y se la ilustra con ejemplos de América Latina. En esa sección se discuten axiomas y se presentan indicadores de desigualdad, en la sección 6.5 se examina la robustez de las evaluaciones distributivas y su significatividad estadística y económica, mientras que en la sección 6.6 se introduce el análisis de descomposiciones que permiten cuantificar la proporción de la desigualdad que es producto de diferencias entre grupos y la que resulta de diferencias dentro de cada grupo. Por su parte, en la sección 6.7 se discuten algunos problemas prácticos de medición y el impacto de cambios metodológicos sobre las evaluaciones de desigualdad. La sección 6.8 cierra el capítulo resumiendo la evidencia empírica disponible sobre desigualdad monetaria en América Latina, incluyendo comparaciones con el resto del mundo.

El tratamiento de la desigualdad no monetaria y multidimensional, la desigualdad de oportunidades, y otras dimensiones distributivas como la polarización, la movilidad y el bienestar agregado se posponen para el siguiente capítulo.

6.2. Equidad distributiva y desigualdad

¿Qué entendemos por equidad distributiva? ¿Cuál es su relación con la desigualdad? Estas son preguntas conceptuales intensamente debatidas en filosofía y otras ciencias sociales. El resultado de ese debate difícilmente pueda ser resumido de forma adecuada en el breve espacio de esta sección. El objetivo de las próximas páginas es, entonces, introducir al lector a un conjunto de términos y argumentos fundamentales que ayudan a pensar el problema de la equidad y la desigualdad e incentivarlo para adentrarse en una cautivante literatura, en gran parte fuera de la órbita tradicional de la economía. Etimológicamente, los términos *equidad* e *igualdad* son casi equivalentes. *Equidad* deriva del latino *aequitas*², que es antónimo en esa lengua de *iniquitas*, nombre formado sobre el adjetivo *iniquus* que significa *desigual*.³

² *Aequitas* era en la mitología romana la diosa del comercio justo y de los comerciantes honestos.

³ En este libro usamos el término más moderno *inequidad*, en lugar del también correcto *iniquidad*, para aludir al antónimo de *equidad*.

Pese a esta raíz semejante, y a un uso coloquial a menudo intercambiable, los términos *equidad* e *igualdad* son conceptualmente diferentes. Igualdad es un término descriptivo: que el ingreso de una persona sea igual o no al ingreso de otra persona es un hecho de la realidad, factible de comprobar sin involucrar ningún juicio de valor. En contraste, *equidad* es un concepto normativo. Para evaluar a una situación desigual como justa o injusta es necesario tomar una posición ética que, o bien desestime las diferencias como aceptables o justificadas, o las considere moralmente cuestionables.

Ahora bien, puntualizada esta importante diferencia, debe reconocerse que se trata de términos estrechamente relacionados. Como argumenta Amartya Sen (1973, 1992), todas las concepciones de equidad se caracterizan por la búsqueda de la igualdad en algún factor. Los enfoques difieren en la identificación de la variable que consideran importante igualar para alcanzar una situación equitativa. A riesgo de sobre-simplificar la discusión, es posible distinguir dos grandes corrientes: la primera concibe a la equidad como igualdad de resultados y la segunda como igualdad de oportunidades.

6.2.1. Equidad como igualdad de resultados

Los resultados son consecuencia, al menos parcialmente, de la acción deliberada de las personas. El ingreso de una persona, por ejemplo, es una variable de resultado dado que, al menos en parte, es determinado por decisiones de la persona respecto de su esfuerzo, capacitación, toma de riesgos y diversas elecciones laborales y familiares.⁴

De acuerdo con la concepción de equidad como igualdad de resultados, una situación resulta inequitativa cuando los resultados económicos entre las personas difieren. Todo acercamiento hacia la igualdad de resultados representa un avance hacia el objetivo de equidad social. De acuerdo con esa concepción, las sociedades deberían buscar la igualdad en la distribución de las variables económicas de resultado: el ingreso, el consumo, la riqueza y la utilidad, entre otras.

Antes de examinar los problemas de esta visión, nótese que la concepción de equidad como igualdad de resultados es la que, a menudo implícitamente, está detrás de la mayor parte de las mediciones distributivas en la práctica. Es común que tanto gobiernos como investigadores produzcan estadísticas de desigualdad en la distribución del ingreso. Supongamos que la participación del quintil 5 en el ingreso total ha aumentado entre dos momentos del tiempo, mientras que la participación del quintil 3 ha caído. Todos los índices usuales (que examinaremos en la sección 6.4) reflejarán un aumento en el nivel de desigualdad. La

⁴ Naturalmente, estas decisiones están sujetas a restricciones. Lo importante es que el individuo mantenga algún margen de elección para que la variable sea de resultado.

interpretación extendida ante un indicador de desigualdad de ingresos creciente es la de una sociedad que se vuelve más inequitativa. En esta visión, es la desigualdad en resultados (en este caso, de ingresos) lo que es considerado injusto y, por ende, motivo de preocupación.

La concepción de equidad como igualdad de resultados enfrenta algunas críticas importantes, extensamente discutidas por la filosofía política.⁵ Supóngase el caso de dos hermanos gemelos criados en el mismo ámbito, a los que se les ofrecen las mismas oportunidades. Motivados solo por preferencias distintas, uno de los hermanos estudia y trabaja intensamente, mientras que el otro elige una vida menos sacrificada. Al cabo de un tiempo es probable que el primer hermano alcance niveles de ingreso y riqueza superiores al segundo. Sin embargo, esta desigualdad en resultados económicos posiblemente no sea considerada inequitativa por mucha gente. Más aún, es posible que la desigualdad sea vista como deseable: es justo que si los dos hermanos realizan niveles de esfuerzo distintos, sus premios económicos difieran.⁶ El ejemplo de los gemelos es extremo, pero ilustra un punto importante: dado que el ingreso es en parte consecuencia de acciones deliberadas de las personas que implican decisiones sobre su esfuerzo, sacrificio y riesgo, las diferencias que resultan de estas elecciones no son necesariamente percibidas como injustas y, en consecuencia, no es evidente que deban ser motivo de preocupación ni de políticas compensatorias.

Una segunda crítica al concepto de equidad como igualdad de resultados surge de notar que las personas suelen aceptar disparidades de ingreso que provienen de diferencias evidentes en talentos o méritos. A poca gente le molesta que un futbolista talentoso gane más que uno mediocre, aún en el caso en que estas diferencias provengan enteramente de habilidades innatas y no estén relacionadas en absoluto con diferencias en el esfuerzo. La desigualdad en resultados en este contexto no es evaluada en general como injusta.⁷ Nótese que otras variables de resultado, como el consumo, la riqueza o la utilidad enfrentan problemas parecidos. Personas más talentosas posiblemente obtengan mayores niveles de ingreso, y también de consumo, riqueza y posiblemente utilidad, que personas menos talentosas, lo cual para la mayoría de la población no es percibido como injusto, siempre que las diferencias no sean injustificadamente grandes.

Las dos críticas anteriores están basadas en un mismo principio: no parece adecuado comparar resultados sin evaluar las circunstancias en las que estos se generan. Surgen así otras alternativas a la concepción de equidad basada en la igualdad de resultados. La principal, en

⁵ Ver Arneson (1989), Dworkin (1981), Le Grand (1991), Rawls (1971), Roemer (1998) y Sen (1992, 2009), entre otros.

⁶ Naturalmente, puede ser también eficiente económicamente que quien más se esfuerce tenga un premio mayor, pero acá vamos a ignorar esa preocupación, ya que estamos tratando concepciones de equidad y no de eficiencia. La próxima sección trata estos dos temas conjuntamente.

⁷ El concepto de *meritocracia*, un orden en el que los premios están determinados solo por el mérito, y sus implicancias de política han recibido creciente atención por parte de la teoría económica. Arrow *et al.* (2000) es una referencia obligada para quienes estén interesados en el tema.

términos de su aceptación en la opinión pública y su estudio por los investigadores, es la de igualdad de oportunidades.⁸

6.2.2. Equidad como igualdad de oportunidades

La visión más extendida de la idea de igualdad de oportunidades subraya la importancia de dividir a los factores que determinan un resultado en aquellos que el individuo elige y aquellos sobre los que no ejerce control, comúnmente llamados *circunstancias*.⁹ Si la desigualdad en resultados es consecuencia de factores que van más allá del control de los individuos, esta situación es declarada injusta. En cambio, la desigualdad dentro de un grupo de personas que comparten las mismas circunstancias y eligen libremente no es considerada injusta.¹⁰

El concepto de igualdad de oportunidades genera menos discusiones que el de igualdad de resultados y es aceptado con igual fuerza por diferentes ideologías. Personas con preferencias políticas de “derecha” e “izquierda” posiblemente coincidan en la importancia de la igualdad de oportunidades. Las diferencias ideológicas seguramente surgen en la etapa de identificación de los factores que determinan los resultados económicos. En este sentido, individuos más identificados con la “derecha” tienden a pensar que una parte importante de los resultados económicos provienen del esfuerzo, las decisiones voluntarias, la toma de riesgos y el talento. En ese escenario, buena parte de las diferencias de resultados son aceptables y no merecen la implementación de políticas compensatorias, las cuales, además de ineficientes, son consideradas injustas por favorecer a quienes menos se esfuerzan. Por otro lado, individuos con ideas de “izquierda” tienden a pensar que los resultados económicos son en su mayor parte determinísticos y dependen de factores que la persona no puede alterar, ya sea porque ocurrieron cuando era niño (bajo nivel educativo, deficiente alimentación, ambiente familiar y social difícil), o porque limitan sus decisiones presentes (discriminación, desempleo involuntario, etc.). En ese contexto, las diferencias de resultados son vistas como inequitativas y en consecuencia merecedoras de acciones compensatorias. De hecho, es posible que en el núcleo de las principales discrepancias ideológicas entre personas estén las diferentes percepciones sobre los factores que determinan las diferencias en los resultados socioeconómicos.

⁸ Una visión que tuvo importante aceptación en décadas pasadas es la de equidad como ausencia de envidia. Según este enfoque una distribución es justa si nadie envidia la situación de otros, una vez considerados conjuntamente resultados y esfuerzos. Ver Varian (1974), Baumol (1986) y Zajac (1995).

⁹ Roemer (1998) es una referencia clave en esta literatura.

¹⁰ Un enfoque relacionado es el de capacidades de Sen (1992, 2009), comentado en el capítulo 5. Según este autor el análisis de equidad debe centrarse en determinadas funciones básicas (*functionings*). Equidad, de acuerdo con este enfoque, es una situación de igualdad de capacidades para cumplir satisfactoriamente esas funciones.

Si bien el concepto de igualdad de oportunidades es atractivo y de amplia aceptación pública, su implementación empírica es compleja. La noción de “oportunidad” no tiene un correlato empírico claro, mientras que la comparación de conjuntos de oportunidades, en lugar de simples números (escalares) como en el caso del ingreso, no permite un orden completo y por lo tanto no está exenta de ambigüedades. Esta es la principal razón por la cual la enorme mayoría de los estudios sobre equidad se concentra en la distribución del ingreso u otra variable de resultado, en lugar de focalizarse en conceptos más ambiciosos, como el de oportunidades. De cualquier forma, existe una literatura empírica creciente sobre igualdad de oportunidades que será revisada en el siguiente capítulo.

La idea de igualdad de oportunidades no está exenta de problemas conceptuales. En principio la división entre variables de elección y circunstancias no es obvia. Puede argumentarse en el extremo que todos los factores personales que determinan los resultados son exógenos: después de todo, una persona no elige sus preferencias, ni su aversión al esfuerzo, ni su talento. En un contexto donde todo es circunstancia, cualquier desigualdad de resultados es injusta y el enfoque de oportunidades converge al de resultados. Aun cuando no tomemos la posición extrema de sostener que todo está dado, existen variables que claramente la persona no puede cambiar, como su talento innato, que generan diferencias de resultados que en general no son evaluadas como injustas. Por esta razón no parece razonable insistir en basar el enfoque de oportunidades en la división entre factores que el individuo elige y aquellos que no elige. Algunos autores proponen en cambio realizar la partición entre factores socialmente aceptables como fuentes de diferencias de resultados y factores no aceptables.¹¹ Supongamos que el ingreso de una persona depende de seis factores: su talento, su género, su raza, el estatus socioeconómico de su familia cuando era niño, sus preferencias innatas por ciertos trabajos y su grado de aversión al esfuerzo. Puede argumentarse que los seis factores son exógenos al individuo dado que este no los puede modificar a voluntad. Ahora bien, para la gran mayoría de las personas las diferencias en resultados que son producto solo de diferencias en género o raza son inaceptables, signo de discriminación y éticamente condenables. Para muchos también son inequitativas las diferencias de resultados que provienen de ambientes familiares disímiles. En contraste, es común aceptar diferencias de resultados que surgen de las elecciones libres de las personas entre diferentes actividades, motivadas solo por preferencias innatas distintas. Finalmente, es extendida la aceptación de aquellas diferencias económicas que resultan solo de la desigualdad en el talento o en la predisposición al esfuerzo.

El ejemplo sugiere que ciertos factores como el género o la raza son considerados fuentes inaceptables de diferencias en resultados, mientras que otros factores tan exógenos como

¹¹ Ver Gasparini (2003) para una discusión de este punto.

ellos, como el talento o la predisposición al esfuerzo, son considerados fuentes aceptables de diferencias. La partición de variables depende de los juicios de valor del evaluador. Por ejemplo, para algunas personas la suerte puede ser un factor aceptable y para otros inaceptable. El conjunto de factores aceptables tiende a ser más amplio para las personas con ideología más orientada a la “derecha” que para aquellas más a la “izquierda”. Las sociedades también pueden diferir en estas evaluaciones. Se sostiene que en América Latina o Europa las diferencias de resultados basadas en la suerte, las preferencias o el talento son menos aceptadas que en Estados Unidos.¹²

Existe una complicación adicional muy relevante. Si bien las personas tienden a aceptar diferencias en resultados que surgen de fuentes aceptables, no suelen convalidar cualquier brecha. Se acepta que una persona gane más que otra si es más talentosa o se esfuerza más, pero se rechaza que la diferencia de ingresos sea muy pronunciada. A muchos les parecería razonable una sociedad donde las personas más inteligentes sean mejor remuneradas, pero no convalidarían una sociedad con grandes brechas socioeconómicas aunque estas respondieran estrictamente a diferencias reales de productividad basadas en la inteligencia.

En síntesis, es probable que cada persona evalúe el grado de inequidad asociado a una situación de desigualdad de resultados sobre la base de la evaluación de la magnitud de la brecha de resultados y a los factores que la generan. La idea de equidad está ligada al diferencial de ingreso (u otra variable de resultado) que es considerado aceptable como consecuencia de cada uno de sus determinantes. Por lo tanto, la evaluación de una situación en términos de equidad responde tanto a percepciones de cómo funciona el mundo (*e.g.* sobre los factores que determinan los resultados), como a posiciones éticas. Son muy frecuentes las discusiones acerca del grado de equidad de una determinada situación, de un reclamo o de una política. Nuestra posición frente a cada caso está profundamente afectada por nuestra percepción de los factores que determinan las diferencias en resultados y por nuestra evaluación de lo justificado de las brechas resultantes.

De esta discusión se desprende que para las evaluaciones de equidad resulta importante conocer si un determinado resultado es producto del talento innato del individuo o del ambiente en el que nació y se desarrolló. De hecho, esta es una de las preguntas más antiguas y debatidas en las ciencias en general y en economía en particular. Grandes personalidades como Hume (1748), Darwin (1859) y Freud (1930), entre otros, dedicaron esfuerzos a pensar sobre el tema.

De las discusiones anteriores surge la siguiente conclusión: si se comparte la concepción de equidad como igualdad de oportunidades, una porción del nivel de desigualdad en la

¹² Una creciente literatura busca documentar y dar cuenta de estas diferencias, usualmente en modelos de equilibrios múltiples. Ver Alesina y Angeletos (2005) y Benabou y Tirole (2006).

distribución del ingreso registrado en las estadísticas es aceptable. El hecho de documentar ingresos diferentes entre personas no es evidencia concluyente de una situación injusta por la que deba existir preocupación social. Esta preocupación sí surge cuando la desigualdad alcanza niveles “altos” o es significativamente creciente. De cualquier forma, establecer cuál es el nivel a partir del cual la desigualdad de resultados es preocupante, o establecer cuánto de la desigualdad existente es aceptable y cuánto no, es en gran parte materia opinable.¹³ Ahora bien, el estudio de la desigualdad de resultados, que ha dominado la literatura distributiva y es uno de los ejes centrales de este libro, presupone que una parte significativa de las disparidades de resultados en el mundo real responde a factores no aceptables. Es esa presunción, crecientemente documentada con estudios empíricos, la que habilita a tratar la evidencia sobre desigualdad de resultados como signo de inequidad social.

6.2.3. La preocupación por la desigualdad

¿Está la sociedad realmente preocupada por la desigualdad, ya sea de resultados u oportunidades? La pregunta es obviamente trascendente para justificar seguir leyendo este capítulo y gran parte del resto del libro. Si las personas no estuvieran interesadas por la desigualdad de la sociedad en la que viven, el estudio de esta característica distributiva perdería gran parte de su motivación. Podríamos seguir estudiando la desigualdad por curiosidad científica o por sus potenciales efectos sobre otras variables económicas, pero no por razones normativas. Entonces, ¿es realmente la desigualdad un *mal*? A muchos lectores la pregunta puede parecerles trivial. Sin embargo, existen corrientes de pensamiento que no ven en la desigualdad económica nada objetable y, más aún, la consideran un elemento esencial para incentivar a las personas al esfuerzo y al progreso.

Al pensar sobre estos temas es importante tratar de independizar los conceptos de pobreza y desigualdad. Asumamos una sociedad sin pobreza. ¿Es la desigualdad un problema en este caso? La siguiente es una lista no exhaustiva de argumentos que desestiman la preocupación por la desigualdad, junto con los respectivos contrargumentos.

Desigualdad elegida o aceptable. Ciertos resultados desiguales pueden ser consecuencia de elecciones libres o de diferencias en talentos. Si una persona se esfuerza más que otra, elige libremente un trabajo mejor pago, o es más talentosa, no parece injusto que obtenga un premio económico mayor.

Contrargumento: Como discutimos anteriormente parte de las diferencias de resultados puede ser éticamente aceptable. En la realidad, sin embargo, es posible que una fracción no menor de las desigualdades provenga de diferencias en oportunidades, consideradas social-

¹³ En un extremo, Rawls (1971) no encuentra justificaciones morales para que existan diferencias de nivel de vida entre individuos, por lo que en principio toda desigualdad es inaceptable. En el otro extremo, Nozick (1974), un famoso filósofo libertario, encuentra toda diferencia de ingresos aceptable y toda redistribución compulsiva como una violación de la libertad individual.

mente inaceptables, y en consecuencia motivo de preocupación. A su vez, como se discutió anteriormente, aun en un marco de total igualdad de oportunidades, la desigualdad de resultados emergente puede ser evaluada como excesiva y preocupante.

Para ilustrar este punto comencemos por preguntarnos, ¿qué hay de preocupante en las grandes diferencias salariales entre, digamos, un administrador de empresas y un antropólogo si una persona puede elegir libremente estudiar una u otra carrera con plena información sobre la distribución de sus ingresos futuros?¹⁴ El argumento frente a este cuestionamiento es que el proceso generador de resultados puede ser considerado injusto. Puede parecernos éticamente cuestionable una situación en la que personas con preferencias o capacidades hacia los negocios terminen con ingresos mucho más altos que personas con inclinaciones o talentos hacia la antropología, las ciencias básicas o las artes, aun en el hipotético caso en que consideremos que la productividad social de estas sea menor.

Supongamos el siguiente ejemplo, en el que la utilidad de la persona i si elige el trabajo j está dada por la función sencilla $U_{ij}=y_j-c_{ij}$. Asumamos que el ingreso y_j es igual a la productividad (privada y social), la cual es idéntica entre personas pero varía entre trabajos. Por su parte el costo c para i de realizar el trabajo j refleja las diferentes preferencias entre las personas por realizar distintas actividades. Supongamos dos personas, A y B , y dos trabajos, 1 y 2, con $y_2 > y_1$ tal que:

$$y_1 - c_{A1} > y_2 - c_{A2}, \quad y_2 - c_{B2} > y_1 - c_{B1}, \quad y_2 - c_{B2} > y_1 - c_{A1}$$

Ambos trabajos están disponibles para las dos personas, pero dadas las diferencias en preferencias, A elige el empleo 1 y B el 2, y como resultado tanto el ingreso como la utilidad de A son menores que los de B en el equilibrio. Nótese que las remuneraciones reflejan la productividad y que hay plena libertad de elección e igualdad de oportunidades. Pese a estas reglas de juego en apariencia justas, la magnitud de la diferencia de ingresos y utilidades en el equilibrio puede parecernos exagerada y éticamente cuestionable.¹⁵ Después de todo, no puede responsabilizarse a A por tener preferencias sesgadas hacia el trabajo menos productivo 1. Si la diferencia de utilidades en el equilibrio nos “molesta” podemos intentar reducirla, por ejemplo gravando los ingresos en la actividad 2 y subsidiando la actividad 1.¹⁶

¹⁴ En el mismo espíritu, Nozick (1974) se pregunta: ¿cómo revelarse contra el salario exorbitante de un deportista famoso si es el resultado de gente que libremente paga entradas para verlo?

¹⁵ Un caso semejante, posiblemente aun más claro, es aquel en el que se accede a los empleos mejor remunerados sobre la base de la corrupción, pero en un marco de total “igualdad de oportunidades”: accede a un ingreso superior quien acepte seguir un comportamiento corrupto. Parece poco razonable argumentar que la distribución de resultados es justa solo porque todos pueden elegir con libertad el tipo de empleo deseado.

¹⁶ Es probable que la mayoría de las personas no tome una posición extrema y acepte parte de la diferencia de utilidad entre A y B , y por ende de la diferencia de ingresos $y_2 - y_1$, al considerar justificado que personas ganen más en trabajos más productivos, tratando asimismo de evitar que se generen desincentivos a que los individuos tomen los empleos de mayor productividad. En la práctica las sociedades suelen implementar esquemas redistributivos parciales de subsidios e impuestos a favor de ciertas actividades de productividad menor.

En síntesis, aun un proceso generador de resultados sobre la base de productividades sobre una población con igualdad de oportunidades puede implicar desigualdad de resultados éticamente objetable.

Desigualdad eficiente. La desigualdad de resultados es un poderoso incentivo para esforzarse y progresar. Welch (1999) en un artículo provocativo publicado en el *American Economic Review*, titulado “En defensa de la desigualdad”, recuerda que la desigualdad salarial genera incentivos a invertir en capital humano, por lo que constituye una condición esencial para el progreso. Las regulaciones que reducen la dispersión salarial suelen tener consecuencias negativas sobre la eficiencia. De hecho, una de las críticas centrales al socialismo, y una de las causas más verosímiles sobre su fracaso en las ocasiones en que fue implementado, es la incapacidad de las estructuras de remuneraciones uniformes para generar incentivos al esfuerzo y la innovación.

Contrargumento: Preocuparse por la desigualdad no significa desconocer los posibles *trade-offs* con la eficiencia económica, ni los costos de perseguir la igualdad de remuneraciones. La preocupación por la desigualdad es normativa y no resulta invalidada por reconocer sus posibles costos en otras dimensiones. Por otra parte, existen varios argumentos y evidencia empírica que sugieren que distribuciones más igualitarias permiten una mejor eficiencia asignativa y un mayor crecimiento. La sección siguiente trata este punto.

Igualdad como objetivo intermedio. Kaplow (2002) sostiene que resulta irrelevante medir la desigualdad, ya que esta es solo un componente del bienestar agregado de una sociedad. Los esfuerzos de medición deberían centrarse en ese objetivo final y no en uno intermedio. Más aún, focalizarse en la desigualdad puede ser pernicioso: un cambio paretiano en el que al menos un individuo progresa y nadie retrocede puede ser rechazado por quienes se preocupan exclusivamente por la desigualdad.

Contrargumento: Quienes estudian desigualdad son conscientes de este punto y reconocen que el objetivo último de una sociedad es maximizar el bienestar general y no reducir la desigualdad. En ese sentido, es probable que se aprueben cambios paretianos desigualadores. La medición y monitoreo de la desigualdad no implica en general sostener que su reducción es el objetivo social primario a perseguir independientemente de los costos. Por otra parte, si se sigue a Kaplow (2002) y se desestima el cómputo de la desigualdad por ser solo un componente del nivel de bienestar social, el mismo destino deberían seguir los cálculos del ingreso medio de una población (o su PIB per cápita), dado que la maximización del ingreso no es nunca el objetivo social primario en un marco de aversión por la desigualdad (ver siguiente sección).

Un punto adicional sobre el argumento de que todo cambio paretiano debe corresponderse con un aumento del bienestar general: en contraste con esta idea, se sostiene que la utilidad

individual puede depender del ingreso relativo a un grupo de referencia, de modo que el aumento del ingreso de una persona sin caídas en el resto, no necesariamente es un cambio paretiano en términos de utilidad. En un reciente estudio del BID se brinda evidencia sobre la existencia de una paradoja del crecimiento para América Latina, según la cual en períodos de aumentos generalizados pero no uniformes de ingresos la felicidad puede disminuir (Lora, 2008).¹⁷

Desigualdad y envidia. Existen argumentos que desestiman la aversión a la desigualdad por considerarla proveniente principalmente de la envidia, un sentimiento éticamente criticable (Feldstein, 2005). Según este argumento, implementar políticas redistributivas destinadas a satisfacer preferencias provenientes de la envidia no parece razonable.

Contrargumento: se sostiene que la mayoría de las personas tienen preferencias por la equidad que surgen de principios más nobles que la envidia (Le Grand, 1991). Por otro lado, aun en el extremo en el que la preocupación por la desigualdad surja de la envidia, su estudio no debe desestimarse ya que esta es parte inherente del comportamiento humano (Milanovic, 2003).

Más allá de si éticamente se justifica o no preocuparse por situaciones de desigualdad, lo cierto es que en el mundo real las personas parecen tener preferencias por la igualdad. Existe abundante evidencia empírica en ciencias políticas, antropología, historia, sociología, psicología, neurociencias y economía sobre el disgusto del ser humano hacia ciertas situaciones de desigualdad, disgusto que proviene en general de la percepción de que esas situaciones son la manifestación de alguna injusticia, éticamente objetable.¹⁸

En las encuestas sobre valores y percepciones, cada vez más frecuentes y extensas, la mayoría de los entrevistados manifiesta preferencias por la igualdad. Ejemplos de estos hallazgos son reportados en Amiel y Cowell (2000) usando encuestas a estudiantes, Corneo y Gruner (2000) a partir del *International Social Survey Programme*, García Valiñas *et al.* (2005) con la *World Values Survey*, y Keely y Tan (2008) con la *General Social Survey* de Estados Unidos.

Las declaraciones políticas acerca de la importancia de la igualdad son habituales. Por citar solo un ejemplo, las Naciones Unidas proclamaron al 20 de febrero como Día Mundial de la Justicia Social con el argumento de que "... la justicia social, la igualdad y la equidad constituyen los valores fundamentales de todas las sociedades".

Son interesantes los resultados de experimentos en los que los individuos implícitamente manifiestan gusto por resultados más igualitarios. Por ejemplo, Fehr y Schmidt (2001) y Falk

¹⁷ Existe un debate acerca de la relevancia de esta paradoja (a menudo conocida como "de Easterlin"). Layard, Mayraz, y Nickell (2009) encuentran que el ingreso relativo afecta el bienestar individual en datos de series de tiempo para países desarrollados. Usando datos de corte transversal mayoritariamente para países en desarrollo Deaton (2008) y Stevenson y Wolfers (2008) no encuentran evidencia a favor de esa hipótesis.

¹⁸ Sobre la formación de preferencias con aversión a la desigualdad, consultar Dawes *et al.* (2007), Fehr y Schmidt (1999) y Tricomi *et al.* (2010).

et al. (2003) reportan ese hallazgo en distintos tipos de juegos. En el juego del *ultimátum*, por ejemplo, se le ofrece a dos personas repartir una suma de dinero K aportada por el organizador del juego. El jugador A debe decidir cómo repartir esa suma, mientras que B decide aceptar o no esa propuesta. Lo interesante del juego es que si B no acepta, el juego termina y tanto A como B se quedan sin nada. Si se suponen individuos racionales no altruistas la predicción del resultado de este juego es que A propone quedarse con $K - \epsilon$, con $\epsilon > 0$ y arbitrariamente pequeño, y B decide aceptar, dado que ϵ es más que nada. La realidad contradice esta predicción: en los experimentos realizados las personas tipo A reparten K de manera mucho más equilibrada, aunque no totalmente igualitaria, y las personas tipo B tienden a aceptar estas propuestas. Cuando hay un caso en el que A propone una división muy sesgada, B la rechaza. Algunos interpretan estos resultados como signo de las preferencias por resultados “justos”, que en este caso se identifican como aquellos que implican repartos aproximadamente igualitarios.

Es interesante una extensión del juego en la que los participantes deben resolver un problema analítico antes de comenzar. El ganador de esta prueba inicial tiene derecho a ser el participante A y el perdedor toma el lugar de B . En estos casos el juego suele terminar en repartos más desequilibrados a favor de A . Una posible interpretación es que el resultado de la prueba establece implícitamente un orden de méritos entre los jugadores, que de alguna forma legitima una división del premio más sesgada hacia el que se ha revelado como más “talentoso”. El jugador A se siente merecedor de un premio algo mayor, y B lo convalida. De cualquier forma, aun en estos casos nunca se llega al caso de total desigualdad.

Una última reflexión sobre este tema. Es importante no encerrarse en ejemplos al pensar y debatir acerca de la desigualdad. Los ingresos entre las personas son distintos por múltiples razones. Algunas de ellas nos pueden parecer aceptables, como en el caso de una persona talentosa o esforzada de ingresos altos, y otras inaceptables, como en el caso de una persona de ingresos bajos ocasionados por la falta de acceso a una educación formal de niño. No es razonable citar un ejemplo del primer tipo (desigualdad aceptable) para desestimar la relevancia de los problemas distributivos, su estudio y toda política redistributiva, así como tampoco es razonable citar un ejemplo del segundo tipo (desigualdad inaceptable) para argumentar que toda desigualdad es condenable y justificar cualquier política redistributiva.

Más allá de las razones normativas extensamente discutidas en esta sección, el estudio de la desigualdad puede estar justificado por razones instrumentales. La desigualdad puede tener consecuencias negativas o positivas sobre otras variables socioeconómicas o políticas, por lo que medir y analizar la desigualdad es un paso indispensable para entender otros fenómenos. Existe, por ejemplo, una vasta literatura sobre el efecto de la desigualdad sobre el crecimiento económico, el crimen o los resultados políticos.¹⁹

¹⁹ En el caso del crecimiento económico, por ejemplo, la evidencia empírica aún no es concluyente sobre la dirección del efecto, pero pocos autores encuentran un impacto neutro. Ver el *World Development Report* (2006) del Banco Mundial para una extensa discusión de argumentos instrumentales que justifican el estudio de la desigualdad.

Equidad vertical, horizontal y específica

Las discusiones previas, al igual que el resto del libro, se refieren a la equidad *vertical*, que implica el tratamiento de personas en condiciones socioeconómicas diferentes. En contraste, la equidad *horizontal* alude al análisis de individuos en situaciones similares. Hay equidad horizontal cuando se trata de manera igualitaria a personas en condiciones semejantes. En algunas áreas, como la política impositiva, el concepto de equidad horizontal resulta central. Algunos autores hablan de equidad *específica* para referirse al objetivo de alcanzar situaciones de igualdad respecto del consumo de ciertos bienes o servicios determinados, como la educación básica (Tobin, 1970).

6.3. Eficiencia, equidad y funciones de bienestar

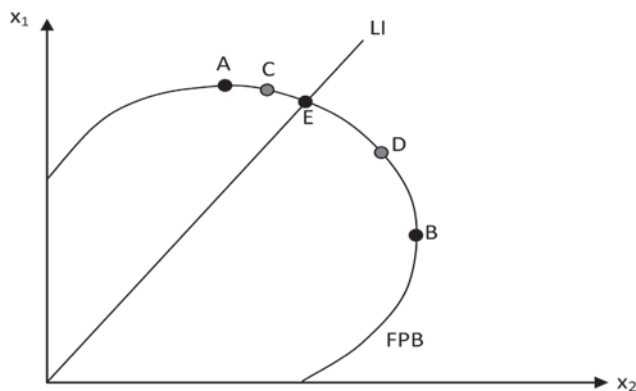
Los términos *eficiencia* y *equidad* son a menudo presentados como antagónicos, representativos de dos metas contrapuestas: avanzar hacia una de ellas implicaría retroceder en el camino hacia la otra. De hecho, una acusación común a la economía remarca su sesgo a focalizarse en la búsqueda de la eficiencia, minimizando la relevancia de la equidad. Esta sección pretende contribuir a clarificar la relación entre estos dos objetivos.

Comencemos por asumir un mundo estático y definamos eficiencia desde el punto de vista social como toda situación Pareto-óptima, es decir, toda situación en la que es imposible mejorar el bienestar de una persona sin disminuir el de otra. Asumamos que podemos medir el nivel de vida individual mediante una variable monetaria x (a la que llamaremos por comodidad *ingreso*) y definamos una frontera de posibilidades de bienestar, que indica el máximo nivel de vida alcanzable por un individuo, dado un determinado nivel de vida para el resto de las personas, asumiendo constantes la tecnología, la dotación de factores de la economía y las preferencias individuales. La figura 6.1 ilustra esa frontera de posibilidades de bienestar (FPB) para el caso de dos personas. Las asignaciones eficientes –o Pareto-óptimas– están representadas por todos aquellos puntos en los que la FPB tiene pendiente negativa (aquellos entre A y B).

Para simplificar la discusión, pensemos a la equidad simplemente como igualdad de los niveles de vida x . La recta de 45 grados de la figura 6.1 –línea de igualdad LI– ilustra las asignaciones igualitarias y, en este contexto, equitativas.

Es importante notar que las asignaciones socialmente eficientes no son únicas; de hecho, el número de puntos eficientes en la FPB es infinito. Cada uno de los puntos sobre la FPB implica una distribución particular del bienestar. En puntos como C la persona 1 es la beneficiada mientras que en puntos como D la persona 2 es la que resulta privilegiada.

Figura 6.1
Frontera de posibilidades de bienestar
Eficiencia: puntos entre A y B



Nota: FPB= frontera de posibilidades de bienestar; LI=línea de igualdad

Optimalidad y funciones de bienestar social

¿Cuál de todos los puntos de la FPB es el socialmente óptimo? Esta es una pregunta normativa que ha cautivado la atención de filósofos e investigadores sociales. La manera más extendida de tratar este problema en economía es postulando una función de bienestar social (FBS). Estas son funciones que resumen los niveles de vida de una población en un número y permiten, a través de la simple comparación de escalares, realizar evaluaciones del bienestar de una sociedad a través del tiempo, o comparar el bienestar agregado de poblaciones distintas. Las FBS más usadas son del tipo Bergson-Samuelson:

$$(6.1) \quad W(x_1, x_2, \dots, x_N) = W(x)$$

donde x representa a toda la distribución del ingreso (x_1, \dots, x_N) . La función $W(x):R^N \rightarrow R$ transforma un vector de números, que representan los niveles de vida de cada persona, en un escalar. Esa transformación no es arbitraria sino que responde a los juicios de valor de quien postula la FBS, ya sea el analista o el hacedor de política. La forma de la FBS está enteramente determinada por preferencias normativas.

Supongamos que un analista o hacedor de política debe evaluar el bienestar en dos circunstancias alternativas (*e.g.* dos puntos en la FPB de la figura 6.1). Si considera toda preocupación distributiva como irrelevante (un peso es un peso independientemente de quien lo reciba) su elección estará guiada por la maximización del ingreso de la sociedad. La función W para este analista será entonces la simple suma o promedio de ingresos de las

personas de la población que evalúa. Supongamos otro analista que tiene preferencias por distribuciones más igualitarias. En este caso su función W debe ser tal que aumente ante transferencias de ingresos de personas más ricas a personas más pobres, lo cual no ocurre con la simple suma de ingresos.

La función de bienestar social es una herramienta útil para evaluar distribuciones, permitiendo sintetizar largos vectores de números que contienen los ingresos de toda la población en un escalar, y realizar así comparaciones, manteniendo la consistencia con los juicios de valor del evaluador. Es importante remarcar que la forma de W no es el reflejo de la agregación de las preferencias individuales de quienes componen la sociedad, sino que responde enteramente a los juicios de valor del analista: hay una función W por cada evaluador. También es importante puntualizar que en el mundo real difícilmente las decisiones de política económica surjan de una simple maximización de esta función por algún actor relevante o decisor benevolente. La relevancia analítica de las FBS reside en simplificar el análisis normativo más que en explicar los resultados fácticos.

En el análisis distributivo es usual establecer algunas propiedades de la función evaluadora FBS. Se trata de propiedades “razonables” que son útiles para restringir el análisis y hacerlo manejable. Las de uso más frecuente son:

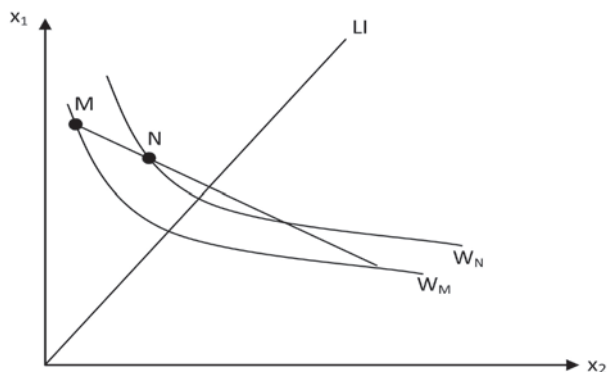
No paternalista: La FBS depende de los niveles de vida individuales x_i y no de la forma en que se alcanzan estos niveles. Este supuesto simplifica el análisis, aunque no se ajusta necesariamente a la realidad. A menudo tenemos preferencias paternalistas según las cuales, por ejemplo, preferimos que una persona reciba algún bien o servicio en especie en lugar del dinero equivalente para usar en lo que desee, a pesar de que el beneficiario prefiera esta segunda opción.

Paretiana: La FBS debe ser tal que ante dos distribuciones distintas x_A y x_B , si $x_{iB} \geq x_{iA}$ para todo $i \Rightarrow W(x_B) \geq W(x_A)$. Si el nivel de vida de ninguna persona cae entre la situación A y la B , y el de al menos una persona aumenta, entonces el bienestar agregado debe crecer.

Simétrica: Esta propiedad exige que si x_B es una permutación de x_A , entonces $W(x_B) = W(x_A)$. Una permutación implica que el vector x_B tiene exactamente los mismos valores de x_A pero en diferente orden. Si la FBS cumple con la propiedad de simetría se dice que es *anónima*.

Cuasicóncava: Esta propiedad exige que $W(\lambda x_A + (1-\lambda)x_B) \geq W(x_A) = W(x_B)$, con $\lambda \in [0, 1]$. La cuasicóncava de la FBS implica curvas de indiferencia sociales convexas al origen como las graficadas en la figura 6.2.

Figura 6.2
Curvas de indiferencia de funciones de bienestar cuasicóncavas



Nota: W=curvas de indiferencia social; LI=línea de igualdad

La propiedad de cuasiconcavidad, unida a la de simetría, implican el principio de las transferencias de Dalton-Pigou (que será formalizado más adelante en este capítulo):²⁰ el bienestar social no disminuye si hay una transferencia de un individuo más rico a uno más pobre que no altera sus posiciones relativas.²¹ En el gráfico, una transferencia igualadora de la persona más rica (el individuo 1) a la más pobre (el individuo 2) a partir de la distribución inicial M permite pasar del nivel de bienestar W_M a un nivel superior W_N . Nótese que, para que esto ocurra, es clave que las curvas de indiferencia social sean convexas al origen.

Es importante examinar las dos formas extremas que puede tomar la función de bienestar social: la utilitaria y la rawlsiana.

Función de bienestar utilitaria

Esta función refleja total indiferencia por cuestiones distributivas. Formalmente se define como la suma simple de los ingresos de las personas.

$$(6.2) \quad W(x) = \sum_i x_i$$

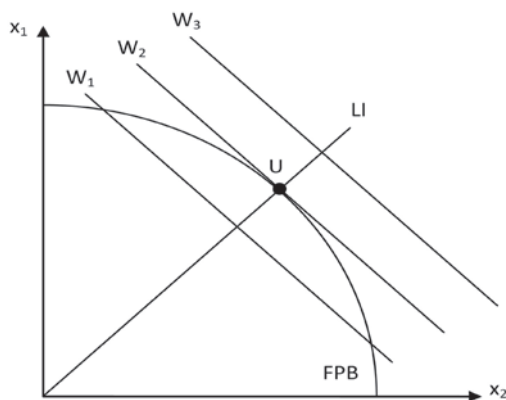
Esta función también es conocida como función *Bentham* en referencia al filósofo, economista y jurista inglés de fines del siglo XVIII que propugnaba la maximización de la felicidad

²⁰ El principio fue sugerido por Pigou y formalizado por Dalton (1920).

²¹ El bienestar social puede aumentar aún con una transferencia que altere las posiciones relativas, pero el principio de Dalton-Pigou no contempla este caso.

agregada como objetivo social. Nótese que una función de bienestar lineal como la presentada implica curvas de indiferencia social rectas con pendiente -1 (figura 6.3).

Figura 6.3
Curvas de indiferencia de una función de bienestar utilitaria
FPB simétrica



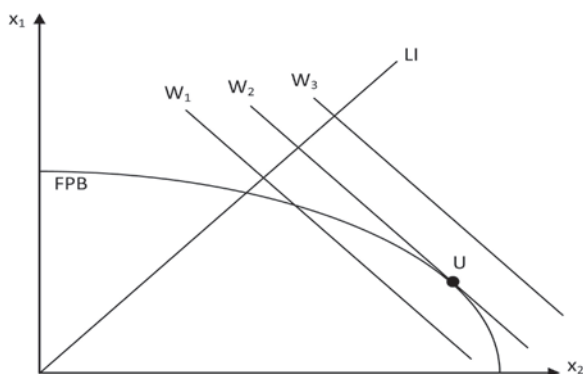
Nota: FPB= frontera de posibilidades de bienestar;
W=curvas de indiferencia social; LI=línea de igualdad

El punto U , donde la pendiente de la FPB es -1, es el óptimo social para un utilitarista. Se trata del punto en el que se maximiza el ingreso total de la población. A menudo, impropriamente, se llama a U asignación eficiente: vimos antes que en realidad todos los puntos de la FPB con pendiente negativa son eficientes.

Si la FPB fuera localmente simétrica en el entorno de la línea igualitaria LI entonces la pendiente de la FPB sería -1 sobre la LI y el equilibrio ocurriría en un punto perfectamente igualitario. Aun sin preocupaciones distributivas, un utilitarista elegirá igualdad total porque dada la concavidad de la FPB eso le garantiza la maximización del ingreso total. En la realidad, es probable que las capacidades generadoras de ingreso de las personas difieran y la FPB no sea simétrica.²² En ese caso, un evaluador utilitarista preferiría una asignación desigual, como U en la figura 6.4.

²² Consultar Mas Colell *et al.* (1995) para varios ejemplos de FPB no simétricas y casos con tramos con pendiente positiva.

Figura 6.4
Curvas de indiferencia de una función de bienestar utilitaria
FPB asimétrica



Nota: FPB= frontera de posibilidades de bienestar;
W=curvas de indiferencia social; LI=línea de igualdad

Función de bienestar rawlsiana

De acuerdo con esta función el bienestar social se iguala al mínimo nivel de vida entre los individuos de la población:

$$(6.3) \quad W(x) = \min\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$$

En este caso el bienestar solo aumenta si mejora la situación de la persona más pobre. Un gobierno motivado por esta FBS debería buscar maximizar el mínimo ingreso: de ahí el nombre *maximin* con el que también se conoce a esta función. El nombre *rawlsiana* proviene del filósofo estadounidense John Rawls, quien en su obra principal, *A Theory of Justice* (1971), desarrolla una teoría ética de la justicia opuesta a la utilitarista. Rawls argumenta que la función de bienestar social que guía la política redistributiva debe surgir de un contrato social firmado por todos los individuos “detrás del velo de la ignorancia”, es decir, en un estado en el que nadie sepa el lugar que ocupará en la sociedad.²³ Rawls sostiene que en ese contexto se acordaría un contrato social que establezca la búsqueda de la maximización del bienestar de las personas más desfavorecidas.²⁴

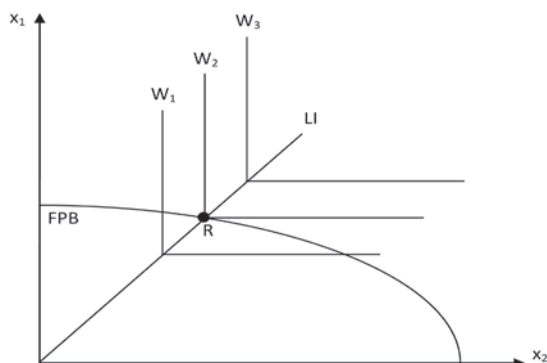
La FBS rawlsiana implica curvas de indiferencia en forma de L. De hecho, la rawlsiana es una función tipo Leontief de coeficientes fijos. Así como en estas funciones no es posible incrementar la producción aumentando la cantidad del insumo “sobrante”, en la función

²³ La idea de contrato social está presente ya en Hobbes, Locke y Rousseau, entre otros pensadores.

²⁴ En una reciente literatura sobre desigualdad multidimensional se argumenta que la combinación del principio de Pareto y un mínimo grado de aversión por la desigualdad implican preferencias sociales de tipo rawlsianas (Fleurbaey y Maniquet, 2010).

rawlsiana el bienestar solo aumenta si crece el ingreso del más pobre. La figura 6.5 ilustra curvas de indiferencia rawlsianas con el punto óptimo R , el cual coincide con la asignación igualitaria, independientemente que la FPB sea o no simétrica.²⁵

Figura 6.5
Curvas de indiferencia de una función de bienestar rawlsiana
FPB asimétrica



Nota: FPB= frontera de posibilidades de bienestar;
 W=curvas de indiferencia social; LI=línea de igualdad

Volvamos a una forma general de la función de bienestar social. Es usual en la literatura utilizar una forma algo más restringida de esta función

$$(6.4) \quad W(x) = \sum_i g(x_i)$$

donde $g(\cdot)$ es una función creciente y cóncava, es decir, $g' > 0$ y $g'' \leq 0$. La concavidad implica que la función se incrementa ante transferencias igualadoras. Para notar esto, supongamos una transferencia de una persona de mayor ingreso k a una de menor ingreso j , que no altera sus posiciones relativas:

$$(6.5) \quad dx_j = -dx_k > 0, \quad x_j < x_k, \quad x_j + dx_j \leq x_k + dx_k$$

Diferenciando (6.4),

$$(6.6) \quad dW(x) = g'(x_j)dx_j + g'(x_k)dx_k$$

Utilizando (6.5) se llega a,

²⁵ Si la FPB tiene segmentos con pendiente creciente, es posible que el óptimo rawlsiano no sea el punto perfectamente igualitario.

$$(6.7) \quad dW(x) = (g'(x_j) - g'(x_k)) \cdot dx_j$$

Dado que $g(x)$ es cóncava $g'(x_j) \geq g'(x_k) \Rightarrow dW(x) \geq 0$, es decir, el bienestar no disminuye ante una transferencia igualadora (aumenta si $g(x)$ es estrictamente cóncava).

Asumamos ahora por simplicidad que existen solo dos individuos; en este caso la curva de indiferencia de la función de bienestar se escribe como

$$(6.8) \quad W^0 = g(x_1) + g(x_2)$$

donde W^0 indica un valor fijo de bienestar. Diferenciado totalmente la ecuación anterior y reordenando, podemos hallar una expresión para la pendiente de la curva de indiferencia social

$$(6.9) \quad \frac{dx_1}{dx_2} = -\frac{g'(x_2)}{g'(x_1)} < 0$$

Dado que $g(x)$ es creciente, la pendiente de la curva de indiferencia es negativa. Diferenciando una vez más respecto de x_2 ,

$$(6.10) \quad \frac{d^2x_1}{dx_2^2} = -\frac{1}{g'(x_1)} \left[g''(x_2) + \frac{g'(x_2)^2}{g'(x_1)^2} \cdot g''(x_1) \right] \geq 0$$

Puesto que $g(x)$ es cóncava, la pendiente de la curva de indiferencia social es decreciente en valor absoluto; es decir, estas curvas son convexas al origen. Esto no es de extrañar ya que (i) la función que estamos analizando es cóncava, (ii) todas las funciones cóncavas son también cuasicóncavas, y (iii) como hemos visto la cuasiconcavidad implica curvas de indiferencia sociales convexas.

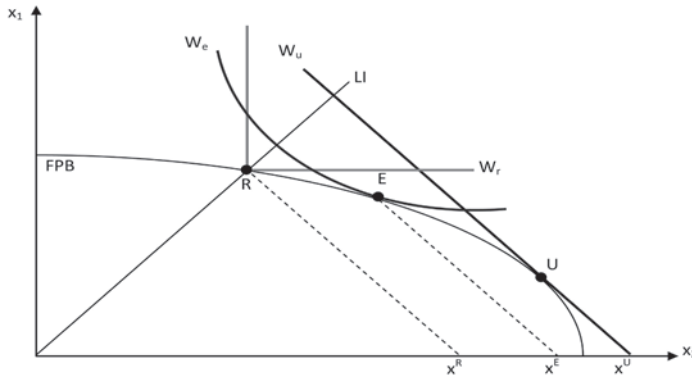
Nótese a partir de (6.9) que, en el caso en que $x_1 = x_2$, y solo en ese caso, la pendiente de la curva de indiferencia social es -1 .²⁶ Intuitivamente esto significa que si los ingresos de las personas coinciden, para el evaluador es indiferente a quien se le asigna un peso adicional. En cambio, dada la convexidad de las curvas de indiferencia, si el ingreso de la persona 1 es inferior al del individuo 2, un peso adicional en manos de 1 es socialmente más valioso que en manos de 2.

²⁶ Ignorando el caso de funciones de bienestar lineales.

Trade-offs

Consideremos ahora una frontera de posibilidades de bienestar entre dos personas con niveles de productividad diferentes. Sin pérdida de generalidad asumamos que la persona 2 es la más productiva, lo que vuelve a la FPB asimétrica como en la figura 6.6. Para determinar el óptimo social consideremos tres funciones alternativas: una utilitarista, una rawlsiana y una intermedia.

Figura 6.6
Trade-off ingreso total - igualdad



Nota: FPB= frontera de posibilidades de bienestar;
W=curvas de indiferencia social; LI=línea de igualdad

Supongamos que en el equilibrio sin intervenciones la economía se sitúa en U , el punto de máximo ingreso total (es el punto en el cual la pendiente de la FPB es -1). Esta es una asignación de marcada desigualdad: el ingreso de 2, la persona más productiva, es claramente superior al de la persona 1. Es posible en esta economía transferir ingreso al individuo 1, pero a costa de reducir el ingreso de 2 en mayor magnitud, desplazándonos hacia la izquierda sobre la FPB (piénsese por ejemplo en un sistema fiscal que transfiere ingreso a 1 gravando el trabajo de 2, y por lo tanto generando desincentivos y distorsiones, y caída en el ingreso total). Dado que carece de preocupaciones distributivas, un evaluador utilitarista no aceptaría este movimiento, eligiendo quedarse en U , donde el ingreso nacional es máximo. En cambio, tanto un evaluador rawlsiano como uno con preferencias intermedias prefieren resignar algo de producto total a fin de moverse hacia una distribución más igualitaria.

Ahora bien, a medida que avanzamos sobre la FPB hacia la izquierda, por un lado, la economía exige mayores sacrificios en el ingreso de 2 para obtener un mismo monto de incremento en el ingreso de 1, y por otro lado las ganancias de 1 son cada vez menos valoradas

socialmente, a medida que el ingreso de l aumenta. Llega un punto en que el evaluador con preferencias intermedias We prefiere resignarse a una distribución algo desigual con tal de no seguir deteriorando más la productividad y el ingreso total, y elige así como óptimo un punto como E . En contraste, un rawlsiano busca maximizar el ingreso del más pobre sin importar el costo económico agregado de esta meta, lo cual lo lleva a seguir moviéndose sobre la FPB hasta el punto de igualdad R .

Las tres asignaciones óptimas elegidas, R , E y U tienen asociadas tanto un nivel de igualdad, factible de medir como la distancia a LI , como un ingreso agregado X , el cual puede computarse gráficamente como la distancia entre el origen y el punto donde la recta de pendiente -1 que pasa por la asignación elegida corta el eje horizontal (o vertical). Nótese que el ranking de las tres asignaciones R , E y U es exactamente el inverso si se las ordena por el ingreso total o por el grado de igualdad. Este ejemplo ilustra el *trade-off* entre ingreso agregado e igualdad: mientras que la igualdad tiene un costo en términos de ingreso agregado, elegir asignaciones con ingreso más alto tiene costos en términos de igualdad. Nótese que el *trade-off* es entre ingreso e igualdad, no entre eficiencia y equidad: todos los puntos de la FPB del gráfico son eficientes y recuérdese de la sección anterior que equidad e igualdad de ingreso son dos conceptos diferentes.

La discusión anterior es estática. En la realidad, la FPB puede expandirse (o contraerse) a medida que pasa el tiempo. Existen argumentos según los cuales elegir una asignación más igualitaria genera una mayor tasa de expansión de la frontera.²⁷ Si esto fuera así, el *trade-off* podría desaparecer al adoptar una perspectiva dinámica. Sin embargo, es factible que la asignación que maximiza la tasa de crecimiento de la FPB (la asignación dinámicamente eficiente) no sea exactamente la perfectamente igualitaria, lo que devuelve relevancia al análisis anterior, esta vez originándose desde un punto diferente a U .

Luego de esta extensa recorrida por cuestiones conceptuales, abordemos ahora temas más concretos. Asumamos que nos interesa medir la desigualdad, ¿cómo lo hacemos en la práctica? El resto de las secciones de este capítulo están destinadas a brindar herramientas para ese objetivo.

6.4. Medición de la desigualdad

El concepto de *desigualdad* hace referencia a *diferencias* entre personas. En esta sección nos restringimos a diferencias en variables económicas monetarias y para facilitar la exposición nos concentramos en la desigualdad de ingresos. La identificación de la existencia de desigualdad en una población es un ejercicio trivial que solo exige verificar que los ingresos

²⁷ Ver Banco Mundial (2006) para una amplia discusión de estos argumentos.

de al menos dos personas difieran. Hay desigualdad en la distribución $x=\{x_1, \dots, x_N\}$ si y solo si existe al menos un par de individuos (i, j) tal que $x_i \neq x_j$. En la práctica, la existencia de desigualdad está descontada, por lo que el interés recae en la medición del *grado* de desigualdad de las distribuciones, con el propósito de hacer evaluaciones comparativas. ¿Fue la desigualdad en la distribución del ingreso de México en 2008 superior o inferior que en 1992? ¿Es la desigualdad en Uruguay menor que en Chile? ¿Es la desigualdad en Ecuador menor si se considera el impacto de los impuestos y el gasto social?

En economía y otras ciencias sociales se ha generalizado la aceptación de un axioma fundamental para contestar estas preguntas: el principio de las transferencias de Dalton-Pigou. Este principio establece que toda transferencia igualadora da origen a una distribución menos desigual. Para evitar ambigüedades se denominan *transferencias igualadoras* a aquellas desde personas más ricas a personas más pobres, lo suficientemente pequeñas como para no invertir el ranking de ingresos entre los individuos involucrados.

Supongamos una población de tres personas: P (el individuo más pobre), M (el de ingresos intermedios) y R (el más rico). Supongamos que en el año t_1 la distribución del ingreso es $x_1=\{2, 4, 12\}$, mientras que en el año t_2 es $x_2=\{3, 6, 9\}$. Las brechas de ingreso entre P y R, y entre M y R se han contraído en el tiempo, pero la brecha entre P y M se ha incrementado. ¿Es la nueva distribución más o menos desigual que la inicial? Para responder esta pregunta nótese que la distribución en t_2 puede obtenerse a partir de la distribución en t_1 mediante dos transferencias igualadoras: una transferencia de \$1 de R a P, y otra de \$2 de R a M. En consecuencia, si nos guiamos por el principio de Dalton-Pigou, el cambio distributivo ha implicado una reducción de la desigualdad.

En la práctica existen tres complicaciones que exigen ir más allá de la simple aplicación de Dalton-Pigou. En primer lugar, no siempre es posible pasar de una distribución a otra únicamente mediante transferencias igualadoras, como en el caso anterior. Supongamos que la distribución en el año t_2 es $x_2=\{1, 8, 9\}$. Esta nueva distribución surge de $x_1=\{2, 4, 12\}$ a partir de una transferencia igualadora de \$3 de R a M y de una transferencia desigualadora de \$1 de P a M. La primera hace a la distribución más igualitaria, pero la segunda la vuelve más desigual. El principio de Dalton-Pigou no nos dice cuál de los dos efectos predomina. Para obtener un resultado concreto debemos hacer más específico el criterio de evaluación y establecer alguna estructura de ponderaciones de las transferencias en distintos puntos de la distribución. Por ejemplo, si decidimos asignar una ponderación fuerte sobre las transferencias que involucran a la persona más pobre, la distribución x_2 puede ser evaluada como más desigual que x_1 .

En segundo lugar, la aplicación de Dalton-Pigou nos permite en el mejor de los casos establecer un *orden* entre distribuciones en términos de desigualdad, pero no nos brinda

magnitudes. La distribución $x_1=\{2, 4, 12\}$ es inequívocamente más desigual que $x_2=\{3, 6, 9\}$ pero, ¿cuánto más desigual? En la práctica, estamos interesados no solo en hacer comparaciones ordinales, sino también cardinales.

En tercer lugar, las comparaciones de desigualdad en el mundo real involucran vectores de muchos más de tres números. Las encuestas de hogares latinoamericanas tienen decenas de miles de observaciones, por lo que evaluar cambios en la desigualdad mediante una simple inspección de vectores, como hemos hecho hasta ahora, resulta impracticable.

Las tres dificultades discutidas dan origen a la necesidad de construir *índices de desigualdad*, es decir, medidas que resuman en un solo número información relacionada con el grado de desigualdad de una distribución. Un índice de desigualdad es una función $I(x)$ que toma una distribución empírica x , es decir, un vector de N números, y la transforma en un solo número real, interpretado como el nivel o grado de desigualdad de la distribución x .²⁸

$$(6.11) \quad I(x): \mathfrak{R}^N \rightarrow \mathfrak{R}$$

La función $I(.)$ puede ser aplicada consistentemente a distintas distribuciones, obteniendo como resultado escalares que pueden compararse fácilmente entre sí, permitiendo realizar evaluaciones comparativas cardinales de desigualdad. Los índices $I(x)$ son formas funcionales que implícitamente contienen una estructura de ponderaciones de transferencias que resuelven (de una forma más o menos arbitraria) situaciones ambiguas como las discutidas en los párrafos previos.

Existe un amplio conjunto de índices de desigualdad propuestos por la teoría y aplicados en la práctica. Antes de estudiar los más utilizados, es importante preguntarse ¿qué condiciones debe cumplir una función $I(x)$ para ser considerada genuinamente como un índice de desigualdad?

6.4.1. Propiedades de los índices de desigualdad

Las propiedades de los índices son condiciones que los investigadores creen razonables y/o deseables a la hora de medir desigualdad. Dado que no se trata de axiomas universales, el conjunto de propiedades difiere entre autores. El conjunto mínimo está integrado por tres propiedades básicas: Dalton-Pigou, invarianza a la escala e invarianza a las réplicas.

²⁸ Por convención natural, valores más altos del índice indican niveles de desigualdad más elevados.

Propiedad 1: Dalton-Pigou

Esta propiedad exige que todo indicador $I(x)$ cumpla con el principio de las transferencias de Dalton-Pigou: ante toda transferencia igualadora el índice debe reflejar una caída en el nivel de desigualdad (o al menos no aumentar). Se trata de la propiedad central que distingue a un indicador de desigualdad.

Formalmente, para todo par de distribuciones x_1, x_2 y un escalar δ tal que

$$(6.12) \quad x_{2i} = x_{1i} + \delta, \quad x_{2j} = x_{1j} - \delta, \quad x_{2k} = x_{1k} \text{ para todo } k \neq i, j;$$

entonces,

$$(6.13) \quad x_{1i} < x_{2i} \leq x_{2j} < x_{1j} \Rightarrow I(x_2) \leq I(x_1)$$

El principio está formulado en sentido débil: una transferencia igualadora no debe nunca reflejarse en un aumento de la desigualdad, pero puede eventualmente no implicar ningún cambio en el indicador. Algunos autores prefieren escribir la propiedad en sentido estricto reemplazando la última desigualdad débil \leq por una estricta $<$.

Propiedad 2: Invarianza a la escala

Esta propiedad exige que si los ingresos de toda la población se multiplican por un mismo escalar k , el grado de desigualdad no varía. Formalmente,

$$(6.14) \quad I(kx) = I(x), \text{ con } k > 0$$

Esta propiedad, también conocida como homogeneidad de grado cero en los ingresos, indica que lo relevante a la hora de evaluar desigualdad son las diferencias *proporcionales* de ingreso entre las personas y no las absolutas. Si, por ejemplo, todos los ingresos se duplican, la desigualdad medida no debería cambiar, aunque las brechas absolutas de ingresos entre las personas crezcan (se dupliquen). A menudo se distingue entre desigualdad *relativa*, cuando interesan las diferencias proporcionales de ingreso, y desigualdad *absoluta*, cuando importan las diferencias absolutas.²⁹ En este caso la propiedad exigida en lugar de (6.14) es la invarianza a traslaciones $I(x+k)=I(x)$. Por definición, una traslación deja invariante la desigualdad absoluta y reduce la desigualdad relativa, mientras que un aumento proporcional incrementa la desigualdad absoluta y deja invariable la relativa.

La propiedad de invarianza a la escala nos permite comparar el grado de desigualdad en dos países con monedas diferentes, sin necesidad de preocuparnos por llevar los ingresos a

²⁹ Kolm (1976) distingue entre (i) medidas de desigualdad relativa, invariantes a cambios en la escala, y (ii) medidas de desigualdad absoluta, invariantes a traslaciones (transformaciones aditivas). Fields y Fei (1978) discuten las diferencias entre desigualdad relativa y absoluta.

valores comparables. Si hiciéramos este ajuste, deberíamos multiplicar los ingresos de las personas de un país por algún tipo de cambio k que refleje diferencias de poder de compra de las monedas en las dos economías, pero por la propiedad de invarianza a la escala este ajuste no afectaría en nada el nivel de desigualdad medido en la moneda local.³⁰

Supongamos que tenemos dos distribuciones del ingreso de la misma población en dos momentos del tiempo. Es siempre posible pasar de una distribución x_1 a una distribución x_2 a través de un cambio de escala y de un conjunto de transferencias entre los individuos con ingresos re-escalados. El cambio de escala no modifica el grado de desigualdad, mientras que las transferencias lo hacen de acuerdo con la propiedad de Dalton-Pigou. Supongamos que una crisis modifica la distribución desde $x_1=\{2, 4, 12\}$ a $x_2=\{1, 2, 3\}$. ¿Qué ha pasado con la desigualdad? Es posible reescalar los ingresos en t_2 multiplicándolos por $\mu_1/\mu_2=6/2$ (el ratio de medias), de forma que la nueva distribución tenga la misma media que la anterior. Por la propiedad de invarianza a la escala, la distribución resultante $x_2'=\{3, 6, 9\}$ tiene asociado el mismo nivel de desigualdad que x_2 . Ahora es posible reducir el análisis de los cambios de desigualdad a estudiar el patrón de transferencias entre x_1 y x_2' . De hecho, este es el ejercicio que ya hicimos anteriormente, en el que concluimos que la nueva distribución es más igualitaria.³¹

La aceptación de la propiedad de invarianza a la escala está muy extendida. Sin embargo, se trata de una propiedad fuerte con consecuencias no triviales, que en ocasiones van en contra del sentido de equidad de muchas personas. Supongamos una sociedad con dos individuos A y B cuyos ingresos son \$100 y \$1000, respectivamente, y donde el gobierno implementa un programa de transferencias monetarias que reparte \$3 para el más pobre (A) y \$7 para el más rico (B). Aunque este reparto del programa nos parezca “injusto” la distribución resultante $\{103, 1007\}$ es menos desigual que la original $\{100, 1000\}$ ya que en términos proporcionales la transferencia recibida por el más pobre fue superior. La incomodidad con este tipo de resultados provenientes de sostener la invarianza a la escala se acentúa al aplicarse sobre variables no monetarias (por ejemplo, años de educación o tasas de acceso a servicios sociales).³² Los capítulos 7 y 9 elaboran sobre este punto.

³⁰ Otro ejemplo es el de un país que cambia su moneda eliminando ceros, un cambio enteramente nominal que no debería afectar el nivel medido de desigualdad, lo cual requiere de medidas invariantes a la escala.

³¹ Como hemos discutido, la desigualdad es solo una dimensión del bienestar que hay que evaluar. Nótese que en este ejemplo x_2 es claramente una distribución “peor” en términos de bienestar agregado. El capítulo 7 discute este punto más extensamente.

³² Atkinson y Brandolini (2010) argumentan sobre la necesidad de introducir medidas que incorporen la preocupación por la desigualdad absoluta de ingresos, en especial en comparaciones internacionales. Ravallion (2003) resalta el papel que el supuesto de invarianza a la escala tiene en el debate sobre globalización, pobreza y desigualdad. Kolm (1977) asocia el énfasis en la medición de las desigualdades absolutas (frente a las relativas) con visiones política más orientadas a la “izquierda”.

Propiedad 3: Invarianza a las réplicas

Esta propiedad exige que el índice de desigualdad no varíe si la población se replica m veces.

$$(6.15) \quad I(x\dots x) = I(x)$$

donde $I(x\dots x)$ es el indicador aplicado sobre una distribución que repite m veces la distribución original x . Esta propiedad es también conocida como *invarianza al tamaño de la población* y resulta útil para poder comparar el grado de desigualdad en poblaciones con distinto número de integrantes.

Hemos visto las tres propiedades fundamentales para toda medida de desigualdad. En lo que sigue vamos a presentar esquemáticamente el conjunto de indicadores más utilizados en la práctica distributiva. Lambert (2001) y Cowell (2011) son dos excelentes referencias para profundizar en el estudio de los índices de desigualdad.

6.4.2. Índices sencillos

Este grupo incluye índices de fácil construcción y comprensión como el cociente de ingresos y la participación de un grupo en el ingreso total. En ambos casos debe ordenarse a la población según su ingreso y dividirla en cuantiles o percentiles.

El cociente de ingresos C_{Mm} es simplemente el ratio del ingreso medio (o mediano) del percentil superior M sobre el ingreso promedio (o mediano) del percentil inferior m .³³

$$(6.16) \quad C_{Mm} = \frac{\bar{x}_M}{\bar{x}_m}$$

El cuadro 6.1 muestra este ratio para diez países latinoamericanos, agrupando a la población alternativamente en quintiles, deciles y centiles. Naturalmente, el valor de los indicadores aumenta a medida que incrementamos el nivel de desagregación. Nótese que el ranking de países no es robusto al cambio de indicador: Panamá es el país más desigual de la muestra si se toma el ratio de quintiles o deciles, pero El Salvador y Paraguay lo superan si se trabaja con el ratio entre los percentiles extremos.

³³ Como discutimos en el capítulo 2, un cuantil o percentil puede definir a un grupo o estrato de la población o a una observación. De esta forma, el cálculo del cociente de ingresos puede hacerse computando el ingreso promedio de los percentiles o, alternativamente, el ingreso de los individuos que limitan cada percentil. En la práctica, en general seguimos la primera opción.

Cuadro 6.1

Cocientes de ingresos

Países	Año	Quintil 5 /	Decil 10 /	Percentil 100 /	Percentil 90 /
		Quintil 1	Decil 1	Percentil 1	Percentil 10
Brasil	2007	18.9	41.6	419.0	12.5
Costa Rica	2006	13.2	27.7	249.5	9.6
Rep. Dominicana	2006	14.3	28.3	202.4	9.7
El Salvador	2005	16.3	40.6	788.5	11.9
Guatemala	2006	18.2	38.7	378.9	11.7
México	2006	13.4	28.5	383.8	8.9
Panamá	2006	22.6	53.2	470.7	16.9
Paraguay	2007	17.2	40.2	600.3	11.4
Perú	2006	13.7	26.5	165.2	9.9
Venezuela	2006	10.0	19.1	152.5	7.5

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

El cociente de ingresos de estratos extremos cumple la propiedad de Dalton-Pigou, pero solo en sentido débil. Una política que, por ejemplo, implique una transferencia desde el decil 2 al decil 9 no afecta el ratio de ingresos de los deciles extremos.

Algunos investigadores prefieren descartar los percentiles superiores e inferiores para construir el indicador, para evitar la posible contaminación proveniente de valores extremos, sujetos a mayores errores de medición. Por ejemplo, es común el uso del ratio de ingresos entre los percentiles 90 y 10.³⁴ Este indicador, sin embargo, no cumple con Dalton-Pigou: una transferencia igualadora del percentil 10 al 5 aumenta el grado de desigualdad medido a través de este índice.

Un indicador alternativo sencillo es la participación o *share* de algún percentil superior M en el ingreso total.

$$(6.17) \quad P_M = \frac{\sum_{i=M}^n x_i}{\sum_1^n x_i}$$

Es usual también utilizar la participación de algún percentil inferior (por ejemplo, la participación en el ingreso nacional del primer quintil), aunque en este caso debe tenerse en cuenta que un aumento del indicador refleja una caída de la desigualdad y no un incremento. Nótese que la participación de percentiles extremos tampoco cumple con Dalton-Pigou en sentido estricto.

El cuadro 6.2 muestra la participación de los quintiles, deciles y percentiles superiores e inferiores en diez países de la región. Brasil es el país más desigual a juzgar por la participación del quintil y decil superior, pero no de acuerdo con el del percentil más rico, ni el de los cuantiles más pobres.

³⁴ Otro indicador común es el ratio entre los percentiles 75 y 25.

Cuadro 6.2

Participación de percentiles superiores e inferiores

País	Año	Superiores			Inferiores		
		Quintil 5	Decil 10	Percentil 100	Quintil 1	Decil 1	Percentil 1
Brasil	2007	59.4	43.4	12.2	3.1	1.0	0.03
Costa Rica	2006	54.6	38.2	10.0	4.1	1.4	0.04
Rep. Dominicana	2006	56.9	41.2	13.0	4.0	1.5	0.06
El Salvador	2005	53.9	37.3	9.6	3.3	0.9	0.01
Guatemala	2006	58.7	43.2	13.8	3.2	1.1	0.04
México	2006	55.2	39.5	11.2	4.1	1.4	0.03
Panamá	2006	58.8	41.7	10.7	2.6	0.8	0.02
Paraguay	2007	57.6	42.3	16.0	3.3	1.1	0.03
Perú	2006	54.3	38.0	10.3	4.0	1.4	0.06
Venezuela	2006	48.9	32.7	7.9	4.9	1.7	0.05

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

El problema con los indicadores sencillos discutidos en esta sección es que focalizan en comparar una parte de la distribución, ignorando el resto. La literatura ha desarrollado índices más sofisticados que incorporan información de toda la distribución. Aunque claramente parciales y analíticamente primitivos, los indicadores sencillos no deben descartarse tan rápidamente. Se trata de indicadores tangibles y fáciles de comunicar, por lo que habitualmente cumplen un papel importante en los debates distributivos no académicos y aun en algunos académicos.³⁵

6.4.3. Índices basados en la curva de Lorenz

La curva de Lorenz, introducida en el capítulo 2, es un instrumento gráfico invariante a la escala y al tamaño de la población que resume una distribución. Transferencias igualadoras desplazan la curva de Lorenz en dirección a la línea de 45 grados, o línea de perfecta igualdad (LPI). En función de este comportamiento resulta natural la propuesta de medir la desigualdad como la distancia entre la curva de Lorenz y la LPI. Cuanto menor es esa distancia, menor resulta el grado de desigualdad.

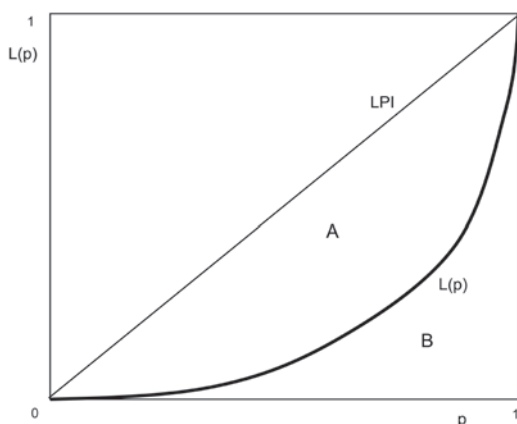
Existen dos nociones de distancia entre las dos curvas implicadas en la comparación. La primera alude al área comprendida entre las curvas: cuanto mayor es el área, más distanciadas están las curvas. Esta noción de distancia da origen al índice de desigualdad de Gini. La segunda posibilidad consiste en medir la máxima distancia vertical entre las dos curvas. Cuanto más desigual es una distribución, su curva de Lorenz se aleja más de la LPI y la máxima distancia vertical entre estas dos líneas se amplía. Esta idea da origen al índice de desigualdad de Schutz. En lo que sigue repasamos las principales características de estos dos indicadores.

³⁵ Por ejemplo, es común el uso de indicadores de ratio de ingresos salariales en la literatura de Economía Laboral.

El coeficiente de Gini

Comencemos por el famoso índice o *coeficiente de Gini*, introducido por Corrado Gini, un estadístico, demógrafo y sociólogo italiano. Gini propuso este indicador en un artículo publicado en italiano en 1912, pero recién alcanzó la fama al publicarlo en inglés en el *Economic Journal* en 1921 (Gini, 1921). El índice propuesto es en principio muy sencillo: y se calcula como el área entre la curva de Lorenz y la línea de perfecta igualdad (área *A* en la figura 6.7), normalizado por el área debajo de la LPI (área *A+B*) con el objeto de obtener una proporción.

Figura 6.7
Derivación del coeficiente de Gini
a partir de la curva de Lorenz



El coeficiente de Gini G es entonces

$$(6.18) \quad G = \frac{A}{A+B}$$

Notando que el área del triángulo $A+B$ es 0.5, se llega a

$$(6.19) \quad G = 2A = 2(0.5 - B) = 1 - 2B$$

El coeficiente de Gini resulta igual a 1 menos dos veces el área debajo de la curva de Lorenz. Nótese que en un extremo la distribución es totalmente igualitaria, en cuyo caso la curva de Lorenz coincide con la LPI, el área B es 0.5 y el Gini se hace 0. En el otro extremo, si todo el ingreso se concentra en una sola persona –el caso de desigualdad total– la curva de Lorenz recorre los laterales de la caja, el área B desaparece y el Gini alcanza el valor máximo 1. El coeficiente de Gini tiene la conveniente propiedad de moverse en el intervalo $[0, 1]$. No se trata

de una propiedad necesaria de los índices de desigualdad, pero resulta útil para su interpretación. En la práctica, a menudo se expresa el Gini en el intervalo [0, 100]. El coeficiente de Gini se ha convertido en el principal indicador de desigualdad en el ámbito académico, e incluso su uso está muy extendido en las discusiones no técnicas. Buena parte de la evidencia empírica existente sobre desigualdad en América Latina está expresada en función de este coeficiente.

En términos continuos la ecuación (6.19) puede escribirse como

$$(6.20) \quad G = 1 - 2 \int_0^1 L(p) dp$$

donde $L(p)$ es la curva de Lorenz. Resolviendo la integral por partes y operando,

$$(6.21) \quad G = -1 + 2 \int_0^1 pL'(p) dp$$

Cambiando la variable de integración de p a y , (recordando que $p = F(y)$) y operando,

$$(6.22) \quad G = -1 + 2 \int_0^{\infty} F(y) \cdot \frac{y}{\mu} \cdot f(y) dy$$

La covarianza entre el ingreso y su rango se expresa como,

$cov(y, F(y)) = E(yF(y)) - E(y)E(F(y)) = E(yF(y)) - \mu/2$. Combinando esta ecuación con (6.22) se obtiene

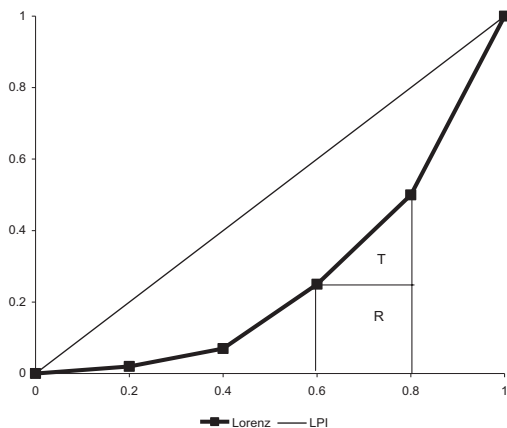
$$(6.23) \quad G = \frac{2}{\mu} cov(y, F(y))$$

De acuerdo con (6.23), el valor del coeficiente de Gini está asociado a la forma en la que van cambiando los ingresos a medida que vamos avanzando en el ranking de la distribución $F(y)$.³⁶

Estas fórmulas corresponden al caso continuo. Para obtener una fórmula directamente aplicable al caso discreto, notemos a partir de la figura 6.8 que el área debajo de la curva de Lorenz discreta es una suma de rectángulos como R y triángulos como T .

³⁶ Otra expresión que puede obtenerse a partir de (6.22) es $G = \int F(x)(1-F(x))dx/\mu$.

Figura 6.8
Curva de Lorenz discreta



Es posible mostrar que esa suma puede reescribirse de la siguiente forma (Lambert, 2001):

$$(6.24) \quad G = 1 + \frac{1}{N} - \frac{2}{\mu N^2} \sum_i x_i (N+1-i) \text{ con } x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_N$$

Nótese que el cálculo de G exige primero ordenar y numerar a las personas de acuerdo con su ingreso x . El Gini resulta una función de la suma ponderada de los ingresos, donde el ponderador de cada individuo es $(N+1-i)$, un valor que captura su posición en la escala de ingresos. La persona más rica ocupa el último lugar en esa escala, por lo que $i=N$ y luego $(N+1-i)=1$. En el otro extremo, la persona de menor ingreso tiene un ponderador igual a N . Dado que los ponderadores son decrecientes en el ingreso, una transferencia igualadora aumenta la sumatoria en (6.24) y, en consecuencia, reduce el coeficiente de Gini. Volveremos a este punto en breve.

Si bien no hemos probado (6.24) –la prueba es algo engorrosa–, vamos a mostrar que esa ecuación converge a (6.22) –que sí hemos derivado ordenadamente– cuando el número de observaciones tiende a infinito; es decir, cuando el caso discreto converge al continuo. A partir de (6.24) cuando N tiende a infinito el Gini tiende a

$$(6.25) \quad G = -1 + \frac{2}{\mu N^2} \sum_i x_i i = -1 + 2 \sum_i \frac{i}{N} \frac{x_i}{\mu} \frac{1}{N}$$

Esta ecuación es el equivalente discreto a la versión continua de G en (6.22), donde la sumatoria opera como la integral, la frecuencia relativa $1/N$ es semejante a la densidad $f(y)$, y el porcentaje de personas con ingreso inferior a x_i (i/N) semejante al valor de la función de distribución F en ese valor de ingreso.

Existen decenas de fórmulas equivalentes aplicables a casos discretos. A continuación presentamos dos de las más usuales. La primera es una variación cercana a la ecuación (6.24),

$$(6.26) \quad G = -1 - \frac{1}{N} + \frac{2}{\mu N^2} \sum_i x_i i$$

mientras que la segunda es la doble sumatoria normalizada de las diferencias de ingreso, en valor absoluto, entre todas las personas de la población.

$$(6.27) \quad G = \sum_i \sum_j \frac{|x_i - x_j|}{2N^2 \mu}$$

Nótese que esta fórmula implica que si se toman dos personas al azar y se computa su distancia de ingresos (en proporción a la media), en promedio el valor será dos veces el Gini. Si el valor del coeficiente del Gini fuera 0.5 (un valor en el rango de los observados en América Latina), entonces la diferencia de ingreso esperada entre dos personas elegidas aleatoriamente será semejante al ingreso promedio de la población.

Volvamos a la ecuación (6.24) y veamos qué ocurre si se produce una transferencia igualadora de una persona más rica k hacia una más pobre j

$$(6.28) \quad dx_j = -dx_k > 0; \quad x_j < x_j + dx_j \leq x_k + dx_k < x_k$$

El cambio en el Gini resultante es

$$(6.29) \quad dG = -\frac{2}{\mu N^2} [(N+1-j)dx_j + (N+1-k)dx_k]$$

Dado que $dx_j = -dx_k$, el cambio puede reescribirse como

$$(6.30) \quad dG = \frac{2}{\mu N^2} [j-k] dx_j$$

Dado que $x_j < x_k$, entonces $j < k$, por lo que $dG < 0$. Ante una transferencia igualadora el Gini cae, cumpliendo con el principio de Dalton-Pigou. Es posible mostrar que el Gini también cumple con las propiedades de invarianza a la escala y a las réplicas, por lo que se trata de un genuino indicador de desigualdad.

La ecuación (6.30) nos proporciona una idea de los factores que determinan el cambio del Gini ante una determinada transferencia igualadora de tamaño dx . La caída del Gini es menor cuanto mayor es el ingreso medio μ , lo cual resulta lógico: una transferencia de 1 peso es muy relevante si el ingreso medio de la economía es, digamos, 10, pero es casi irrelevante si el ingreso medio es 1.000.000. Un argumento parecido explica la dependencia inversa de N . Una transferencia entre dos personas j y k es importante en una sociedad de pocas personas, pero se hace casi irrelevante en una población de millones de personas.

El punto más interesante de la ecuación (6.30) surge de notar que la caída del Gini ante una transferencia igualadora depende de la diferencia $[j - k]$, es decir, de la diferencia en el *ranko* de las dos personas involucradas en la transferencia. Es importante insistir en este punto: la magnitud de la caída no depende de la brecha de ingresos entre las personas, sino de la diferencia en sus posiciones en el ranking de ingresos. Supongamos el siguiente ejemplo de una población con 5 personas.

Cuadro 6.3
Ejemplo hipotético de dos distribuciones

Personas	t1	t2
A	100	50
B	200	200
C	3000	3100
D	4000	4000
E	5000	4950

Asumamos que entre dos años t_1 y t_2 una política económica implica un aumento de \$100 para la persona C; una caída de \$50 para la persona más pobre A, cuyo ingreso se reduce a la mitad; y una reducción de \$50 para E, la persona más rica. Si el lector tuviera que ordenar las dos distribuciones en términos de equidad (y se aceptara la idea de equidad como igualdad de ingresos) en función de sus propios juicios de valor, ¿cuál de las dos distribuciones elegiría como más equitativa, o menos desigual? ¿Aprobaría un cambio de t_1 a t_2 ? Nuestra experiencia indica que la gran mayoría de las personas prefiere la distribución t_1 . Si bien al movernos de t_1 a t_2 se produce una transferencia igualadora (\$50 de E a C), las personas tienden a focalizar su preocupación en la transferencia desigualadora de \$50 de A a C. El cambio de t_1 a t_2 es rechazado como inequitativo. De hecho, ese es el resultado si se toma al ratio de ingresos extremos como indicador de desigualdad. Pero, ¿qué nos dice el coeficiente de Gini? Este indicador arroja exactamente el mismo resultado en las dos distribuciones (0.4423). Este resultado es esperable: la distribución t_2 surge de t_1 a partir de una transferencia igualadora y una desigualadora de la misma magnitud (\$50) y, lo que es crucial para el Gini (y solo para el Gini), entre personas separadas por la misma distancia en el ranking de ingresos: 2 lugares entre A y C y 2 lugares entre C y E. En consecuencia, para el Gini la transferencia desigualadora entre A y C se compensa perfectamente con la transferencia igualadora entre E y C.

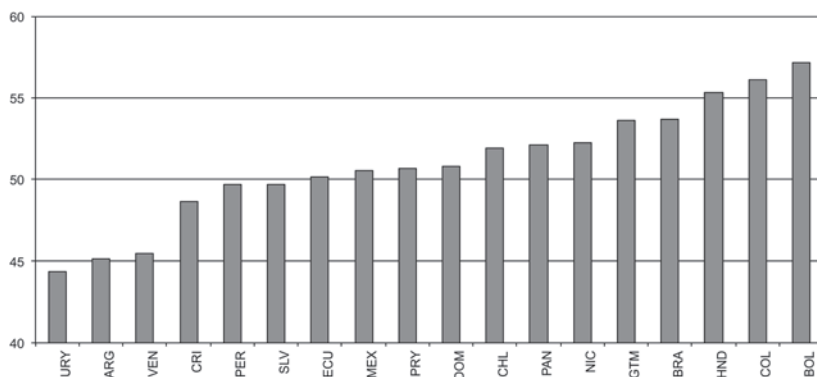
Este ejemplo ilustra un punto central en la medición de la desigualdad. Para evaluar si una distribución se ha vuelto más o menos desigual tenemos que ponderar los cambios que se producen en distintos puntos de la distribución, dando más relevancia a ciertos cambios y desestimando otros. Cada indicador de desigualdad hace este procedimiento de manera mecánica, respondiendo a una fórmula particular. El cociente de ingresos extremos, por

ejemplo, desestima los cambios producidos en el centro de la distribución, mientras que el Gini pondera las transferencias en función de las posiciones relativas de los individuos involucrados. De alguna forma, cada índice tiene implícitos juicios de valor con los cuales evaluar una distribución e identificar ciertos cambios como igualadores o desigualadores. Naturalmente, esos juicios de valor no tienen porqué coincidir con los del analista. De hecho, seguramente muchos no aceptarían ignorar las transferencias entre percentiles intermedios, como lo hace el cociente de estratos extremos, o evaluar las dos distribuciones del cuadro 6.3 como semejantes en términos de equidad, como hace el coeficiente de Gini.

¿Deben entonces descartar el uso del coeficiente de Gini quienes no coinciden con los resultados del ejemplo? Posiblemente, si tomamos una postura estricta de escoger un índice que respete siempre nuestros juicios de valor. Sin embargo, debe reconocerse a favor del Gini que las distribuciones del ejemplo no se parecen a las reales (este fue construido para generar controversia). Es posible que en la mayoría de los casos reales nuestras evaluaciones no difieran mucho de las generadas al aplicar la fórmula del Gini. Adicionalmente, como se comentó, el coeficiente de Gini se ha convertido en el indicador de desigualdad por excelencia, por lo que su cálculo resulta importante, al menos para fines comparativos con otros estudios.

En la práctica, el Gini tiene un rango de variación acotado. La figura 6.9 muestra los valores estimados del coeficiente de Gini (reescalado de 0 a 100) para los países de América Latina alrededor de 2009. El coeficiente de Gini del ingreso per cápita familiar oscila entre 44 para el caso de Uruguay y 57 para Bolivia. En el mundo el rango de variación es más amplio. Ferreira y Ravallion (2009) reportan un valor mínimo de 20 en Eslovaquia y un máximo de 74 en Namibia. Los cambios distributivos se manifiestan en general en pequeños cambios del Gini. Por ejemplo, el valor mediano de la reducción del Gini experimentado por todas las economías latinoamericanas en los 2000 fue de menos de 3 puntos (el máximo fue menos de 6).

Figura 6.9
Coefficientes de Gini, circa 2009
Distribución del ingreso per cápita familiar



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Frontera de posibilidades de desigualdad, tasa de extracción y Gini potencial

El máximo valor de la desigualdad se produce cuando toda la población, menos una persona, tiene ingresos nulos. Esta situación es irreal, ya que nadie sobreviviría en ese contexto. Milanovic, Lindert y Williamson (2007) proponen medir el nivel máximo de desigualdad alcanzable en una sociedad, otorgando a toda la población un mínimo de subsistencia s , con excepción de una pequeña *elite*. Ese nivel máximo de desigualdad es creciente con el nivel de ingreso de la economía, lo cual da origen a una frontera de posibilidades de desigualdad. Supongamos, siguiendo a Milanovic *et al.* (2007), que la proporción de la población N perteneciente a la elite es un número pequeño ε . El máximo ingreso medio de ese grupo privilegiado que asegura la subsistencia del resto de la población es

$$x_e = \frac{\mu N - sN(1 - \varepsilon)}{\varepsilon N} = \frac{1}{\varepsilon} [\mu - s(1 - \varepsilon)]$$

Si no hay desigualdad interna en la elite, el máximo Gini alcanzable es

$$G^* = \frac{1}{\mu} (x_e - s) \varepsilon (1 - \varepsilon)$$

Combinando ambas ecuaciones y definiendo $\alpha = \mu/s \geq 1$,

$$G^* = \frac{\alpha - 1}{\alpha} (1 - \varepsilon)$$

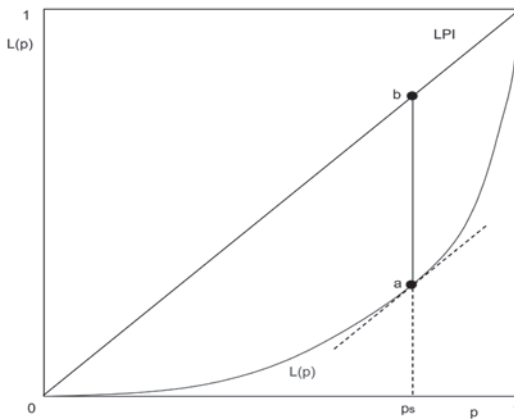
El máximo Gini posible es una función creciente y cóncava del grado de desarrollo del país, aproximado por α . El ratio entre el Gini real y el Gini máximo de origen a la llamada *tasa de extracción* y es propuesta por Milanovic *et al.* (2007) para realizar comparaciones de desigualdad entre economías con distinto grado de desarrollo.

El índice de Schutz

Como mencionamos, una alternativa para medir la cercanía entre la curva de Lorenz y la línea de perfecta igualdad es a través de la máxima distancia vertical entre esas curvas, lo cual da origen a un nuevo indicador: el índice de Schutz. La máxima distancia se alcanza cuando la pendiente de la curva de Lorenz es igual a la pendiente de la LPI, es decir, 1. A partir de la figura 6.10 el índice de Schutz S es

$$(6.31) \quad S = ab = p^s b - p^s a$$

Figura 6.10
El índice de Schutz



Nótese que la distancia $p^s b$ es simplemente p^s ya que b se ubica sobre la recta con pendiente 1. Recuérdese que $p = F(y)$, por lo que

$$(6.32) \quad S = p^s - L(p^s) = F(y^s) - L(F(y^s))$$

En p^s la pendiente de la curva de Lorenz es 1. Recordando que la pendiente de la curva de Lorenz es y/μ se llega a que $y^s = \mu$, por lo que

$$(6.33) \quad S = F(\mu) - L(F(\mu))$$

El índice de Schutz es entonces la proporción de personas cuyo ingreso es inferior a la media, $F(\mu)$, menos el ingreso acumulado en ese grupo, $L(F(\mu))$. S puede variar entre 0 en el caso de perfecta igualdad, o 1 en el caso en que una persona reúna todo el ingreso nacional. Aplicando las definiciones de función de distribución F y de curva de Lorenz L y operando, se tiene que:

$$(6.34) \quad S = \int_0^{\mu} f(x) dx - \int_0^{\mu} \frac{xf(x) dx}{\mu} = \int_0^{\mu} \frac{(\mu - x)f(x) dx}{\mu}$$

Al multiplicar el numerador del último término por N obtenemos una magnitud interesante; se trata de la suma de las transferencias que deberíamos otorgarles a todos los individuos cuyos ingresos están por debajo de la media para que alcancen el valor μ . Ese monto es idéntico a la suma de lo que deberíamos extraer de cada persona con ingreso superior al promedio para igualarlos en μ . En resumen, S es la proporción del ingreso total que habría que transferir para igualar a toda la población en el ingreso medio. Este índice mide entonces la magnitud del esfuerzo redistributivo para alcanzar una situación igualitaria. Debido a esta interpretación, a este índice se lo suele conocer también como de Robin Hood (Atkinson y Micklewright, 1992). La interpretación, naturalmente, es simplemente ilustrativa: en la realidad es difícil que exista la posibilidad de un esquema de transferencias masivas igualadoras que mantengan el valor de μ constante.

El Schutz parece un índice interesante, con orígenes semejantes al Gini, pero tiene un problema para muchos fundamental: no cumple el principio de las transferencias de Dalton-Pigou en sentido estricto. Esto es fácil de notar en la ecuación (6.34). Las transferencias entre personas con ingreso superior a μ no afectan el índice, y tampoco lo hacen transferencias entre personas con ingreso inferior a μ . El Schutz es solo afectado por transferencias que involucran personas cuyos ingresos están a un lado y otro de la media. Nótese una vez más cómo un índice aparentemente inocuo tiene implícitos juicios fuertes sobre cómo evaluar la desigualdad.

6.4.4. Índices estadísticos

El concepto de desigualdad está asociado al de dispersión de una distribución. Cuanto más se parecen los ingresos entre las personas, menor es la dispersión y la desigualdad. Esa intuición lleva a considerar medidas estadísticas de dispersión de una distribución como potenciales índices de desigualdad.

La varianza y el desvío estándar, las dos medidas estadísticas más usuales de dispersión, no son invariantes a la escala. Una simple modificación da origen al coeficiente de variación CV que sí cumple con todas las propiedades deseables para un indicador de desigualdad

$$(6.35) \quad CV = \frac{\sqrt{\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{N}}}{\mu}$$

El cambio de esta medida ante una transferencia $dx_j = -dx_k$ es

$$(6.36) \quad dCV = \frac{1}{N\mu} \left[\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{N} \right]^{-1/2} [x_j - x_k] dx_j$$

Si el individuo j que recibe la transferencia es el de menor ingreso entre los dos, entonces dCV en (6.36) es negativo, indicando el cumplimiento de la propiedad de Dalton-Pigou. Nótese que el cambio en CV depende de la diferencia de ingresos entre las dos personas involucradas en la transferencia $[x_j - x_k]$. Si bien en principio esto parece razonable, genera inconvenientes al aplicarse a las distribuciones asimétricas del mundo real. Supongamos una población de tres personas, P , M y R , con distribución inicial $x_1 = \{2, 8, 30\}$, y asumamos que M gana 1 a expensas tanto de P como de R , por lo que la nueva distribución es $x_2 = \{1, 10, 29\}$. ¿Cree el lector que este ha sido un cambio favorable a la equidad? Seguramente la mayoría dará una respuesta negativa, que surge de otorgar un peso superior en la evaluación a la transferencia desigualadora de P a M que a la igualadora de R a M . Sin embargo, nótese que el coeficiente de variación evalúa el cambio como igualitario (CV cae de 1.106 a 1.072), ya que pondera especialmente la transferencia entre aquellas personas cuya diferencia de ingreso es más grande, en este caso la transferencia igualadora entre R y M . Dado que en la realidad las distribuciones son asimétricas con colas superiores largas, el CV tiende a poner especial énfasis en los cambios en esa parte de la distribución. Una vez más, un índice aparentemente inocuo, tiene implícitos juicios que nos llevan a evaluar las distribuciones en formas que posiblemente no se ajusten a nuestras preferencias sociales.

Un indicador estadístico de uso extendido es el desvío medio logarítmico definido como

$$(6.37) \quad DML = \frac{1}{N} \sum_T \ln \left(\frac{\mu}{x_i} \right)$$

El cambio de esta medida ante una transferencia $dx_j = -dx_k$ es

$$(6.38) \quad dDML = \frac{1}{N} \left[-\frac{1}{x_j} + \frac{1}{x_k} \right] dx_j$$

Si la transferencia es igualadora el cambio en el DML es negativo, lo que indica el cumplimiento de Dalton-Pigou. El indicador DML pondera a los individuos involucrados en la transferencia de acuerdo con la inversa de sus ingresos.

Otra medida estadística de uso ocasional es el desvío medio relativo, definido como

$$(6.39) \quad DMR = \frac{1}{N} \sum_T \left| \frac{x_i - \mu}{\mu} \right|$$

Esta medida, a semejanza del Schutz, es sensible solo a transferencias que cruzan la media, lo cual la convierte en un indicador demasiado restrictivo. Existen otras dos medidas estadísticas de dispersión usuales en la literatura distributiva: la varianza logarítmica,

$$(6.40) \quad VL_1 = \frac{1}{N} \sum_T (\ln x_i - \ln \mu)^2$$

y la varianza de los logaritmos,

$$(6.41) \quad VL_2 = \frac{1}{N} \sum_T \left(\ln x_i - \sum_T \ln x_i \frac{1}{N} \right)^2$$

Estos indicadores suelen aparecer en modelos analíticos sencillos. Por ejemplo, es usual asumir un modelo log-lineal para los salarios w en función de la educación e , $\ln(w_i) = \beta e_i$, donde β es un parámetro que capta el cambio proporcional en el salario ante un cambio de una unidad en la educación.³⁷ Aplicando varianzas a ambos lados,

$$(6.42) \quad VL_2(w) = \beta^2 Var(e)$$

Si aceptamos a VL_2 como un índice válido de desigualdad, la ecuación (6.42) nos ofrece un sencillo modelo estimable de desigualdad salarial. En contraste, es difícil elaborar un modelo analítico simple que genere un índice como el Gini o el Schutz.

Ahora bien, es posible probar que estas dos varianzas no cumplen con la propiedad básica de Dalton-Pigou. En realidad, estas varianzas violan el principio para transferencias en la

³⁷ Ignoremos en este ejemplo todo el resto de los factores, observables e inobservables, que determinan w .

cola superior de la distribución, por lo que algunos analistas la consideran una “falta menor” y continúan usando estos indicadores.³⁸

6.4.5. Índices de entropía

Este grupo de indicadores, cuyo integrante más conocido es el índice de Theil, proviene de la Teoría de la Información. Llamemos p_i a la probabilidad de que ocurra un evento i , y $h(p_i)$ al valor tener la información que ha ocurrido i antes de que el resto de las personas lo sepan. Naturalmente $h(p_i)$ debe ser decreciente en p_i ; no es muy útil saber con anticipación que ocurrió un evento muy probable que todos esperaban. Pensemos ahora en un conjunto de N eventos, o “sistema”. La información contenida en ese sistema, conocida también como *entropía*, puede definirse como

$$(6.43) \quad \text{entropía} = \sum_i p_i h(p_i)$$

En un extremo, si todos los eventos tienen probabilidad 0, salvo un evento j con probabilidad 1, la entropía es 0. En este caso no tiene ningún valor la información anticipada sobre ese sistema, ya que todos sabemos con certeza que va a ocurrir j . En el otro extremo, si todos los eventos tienen igual probabilidad, el valor de la información anticipada sobre ese sistema es máximo. Nótese el parecido formal de esta discusión con el de desigualdad mínima y máxima. A partir de esta semejanza, el econométrista holandés Henri Theil sugirió dos pasos para llegar a un índice de desigualdad. El primero es reinterpretar a p_i como la participación de la persona i en el ingreso total. Si se introduce todo el ingreso nacional en una bolsa y se saca aleatoriamente un peso, ¿cuál es la probabilidad de que pertenezca a la persona i ? La respuesta es,

$$(6.44) \quad p_i = s_i = \frac{x_i}{N\mu}$$

El segundo paso es escribir el índice como la diferencia entre la máxima entropía y la real.

$$(6.45) \quad T = \sum_i \frac{1}{N} h\left(\frac{1}{N}\right) - \sum_i s_i h(s_i)$$

Asumamos que $h(p_i) = -\ln(p_i)$, una función conveniente dado que es decreciente en p_i y cumple con la propiedad $h(p_1 p_2) = h(p_1) + h(p_2)$. Operando,

$$(6.46) \quad T = \frac{1}{N} \sum_i \frac{x_i}{\mu} \ln\left(\frac{x_i}{\mu}\right) \quad T \in [0, \ln N]$$

A esta medida se la conoce como índice de Theil. Diferenciando y usando $dx_j = -dx_k$

³⁸ Ver la discusión en Foster y Ok (1999).

$$(6.47) \quad dT = \frac{1}{N\mu} [\ln x_j - \ln x_k] dx_j$$

Esta ecuación muestra que el índice de Theil cumple con la propiedad de Dalton-Pigou, y que es sensible a las diferencias *proporcionales* de ingresos entre las personas involucradas en la transferencia. Esto atenúa el problema mencionado en el coeficiente de variación, pero no lo elimina, dada la forma de las distribuciones reales con colas superiores muy largas.

El Theil es un caso particular en la familia de *índices de entropía general*

$$(6.48) \quad E(c) = \frac{1}{Nc(c-1)} \sum_r \left[\left(\frac{x_i}{\mu} \right)^c - 1 \right]$$

donde c es un parámetro distinto de 0 y 1. Nótese que se trata de una familia, ya que hay un índice de entropía por cada valor de c . Es posible mostrar que $E(c)$ converge al índice de Theil a medida que el parámetro c se acerca a 1; $E(c)$ converge al desvío medio logarítmico (DML) cuando c se acerca a 0, y $E(c)$ es igual a $1/2$ del cuadrado del coeficiente de variación cuando $c=2$. Volveremos a los indicadores de entropía en este capítulo para discutir la interpretación del parámetro c , pero antes veamos en el cuadro 6.4 algunos ejemplos concretos para una muestra de países de América Latina. Los resultados del cuadro revelan que, si bien a rasgos generales el ranking se mantiene, existen significativos reordenamientos al variar el valor de c ; por ejemplo, la desigualdad en Panamá resulta máxima en la muestra considerada con $E(-1)$ e intermedia con el Theil o $E(2)$.

Cuadro 6.4 **Índices de entropía** **América Latina**

País	Año	E(-1)	Theil	E(2)
Brasil	2007	1.134	0.605	1.382
Costa Rica	2006	0.706	0.472	0.969
Rep. Dominicana	2006	0.705	0.563	1.430
El Salvador	2005	1.434	0.468	0.861
Guatemala	2006	0.942	0.633	1.963
México	2006	0.935	0.504	1.148
Panamá	2006	1.286	0.574	1.079
Paraguay	2007	1.001	0.711	6.137
Perú	2006	0.684	0.479	0.990
Venezuela	2006	0.671	0.349	0.560

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Nota: El índice de Theil es igual al valor de E cuando c converge a 1.

6.4.6. Índices basados en la teoría del bienestar: Atkinson

Como discutimos anteriormente, un indicador de desigualdad es una fórmula que otorga diferentes pesos a los cambios que se producen en distintos puntos de la distribución. De alguna forma, cada indicador tiene implícitos juicios de valor con los cuales analizar un conjunto de transferencias. En un famoso artículo, Anthony Atkinson (1970) propone hacer esos juicios explícitos. La idea de Atkinson es construir un índice lo suficientemente flexible para permitirle al analista elegir la estructura de ponderaciones que más se acerque a sus juicios de valor y evaluar la sensibilidad de los resultados ante ponderaciones alternativas.

El índice de Atkinson se define como

$$(6.49) \quad A = 1 - \frac{x^*}{\mu}$$

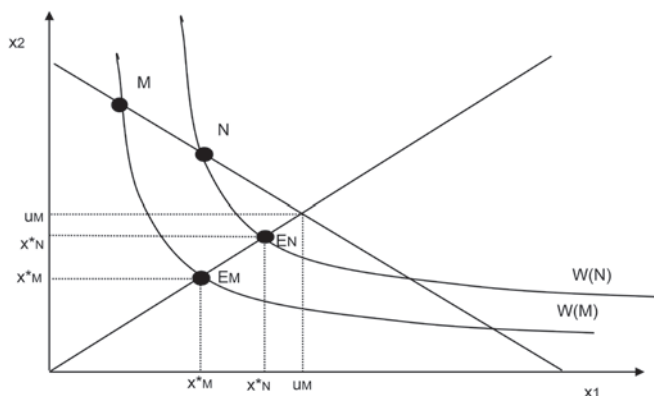
donde x^* es el “ingreso igualmente distribuido”, definido como el valor del ingreso x tal que

$$(6.50) \quad W(x_1, \dots, x_N) = W(x^*, \dots, x^*)$$

donde W es una función de bienestar social que usualmente se asume simétrica y cóncava. Nótese que x^* es el valor del ingreso tal que si es asignado a todos los individuos de la población implica un bienestar social idéntico al resultante de la distribución real $\{x_1, \dots, x_N\}$.

Analicemos cómo funciona este indicador en un sencillo gráfico para una población de dos personas (figura 6.11). La distribución inicial está ilustrada en el punto M , en el que el ingreso de la persona 2 es superior al de la persona 1. El ingreso medio de esta economía está dado por las coordenadas del punto donde se cruzan la recta de 45 grados con la recta de pendiente -1 que pasa por M . Por su parte, el ingreso igualmente distribuido x^* se encuentra en el punto en el que la curva de indiferencia social que pasa por M corta a la recta de 45 grados (punto E_M). Si las dos personas del ejemplo tuvieran el mismo ingreso x_M^* , el bienestar social sería semejante al correspondiente a la distribución inicial del ingreso M .

Figura 6.11
El índice de Atkinson



Ahora bien, nótese que, si se produce una transferencia igualadora que mueve la distribución de M a N, el ingreso medio obviamente no cambia, pero el ingreso igualmente distribuido aumenta a x^*_N , generando una caída del índice de Atkinson, de acuerdo con lo esperable para un indicador de desigualdad.

Veamos analíticamente si el indicador de Atkinson cumple con la propiedad de Dalton-Pigou. Para ello implementemos el mismo ejercicio que en casos anteriores: simulemos una transferencia igualadora y veamos cómo reacciona el indicador. Asumiendo $dx_j = -dx_k$,

$$(6.51) \quad dA = -\frac{1}{\mu} \left[\frac{\partial x^*}{\partial x_j} dx_j + \frac{\partial x^*}{\partial x_k} dx_k \right] = -\frac{1}{\mu} \left[\frac{\partial x^*}{\partial x_j} - \frac{\partial x^*}{\partial x_k} \right] dx_j$$

De la definición de x^* ,

$$(6.52) \quad \frac{\partial W}{\partial x_j} = N \frac{\partial W}{\partial x^*} \frac{\partial x^*}{\partial x_j}$$

por lo que

$$(6.53) \quad \frac{\partial x^*}{\partial x_j} = \frac{\partial W}{\partial x_j} / N \frac{\partial W}{\partial x^*}$$

Reemplazando (6.53) en (6.51) y operando,

$$(6.54) \quad dA = -\frac{1}{\mu N} \frac{1}{\partial W / \partial x^*} \left[\frac{\partial W}{\partial x_j} - \frac{\partial W}{\partial x_k} \right] dx_j$$

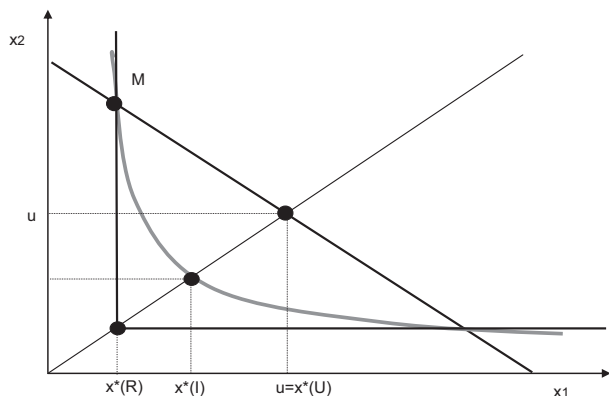
El signo del cambio en el Atkinson depende del término entre corchetes. La derivada $\partial W / \partial x_i$ es la utilidad social marginal del ingreso, e indica cuánto aumenta el bienestar social si se asigna un peso adicional al individuo i . Supongamos una transferencia igualadora $dx_j = -dx_k$

> 0 ; $x_j < x_k$. Si se asumen preferencias por la igualdad, entonces un peso adicional en manos de j vale más que un peso adicional en manos de k , y el corchete en (6.54) resulta positivo. Analíticamente, si W es cóncava la utilidad social marginal del ingreso es no creciente, lo que asegura que el término entre corchetes sea no negativo y que, por consiguiente, A caiga o al menos permanezca igual ante una transferencia igualadora. En consecuencia, el índice de Atkinson cumple con la propiedad de Dalton-Pigou; lo hace de manera estricta si se asume una función estrictamente cóncava con utilidad social marginal siempre decreciente.

A partir de (6.54) nótese que la magnitud de la caída en A ante una transferencia igualadora depende, como en los casos anteriores, negativamente del tamaño de la población N y del ingreso medio de la economía μ . Pero a diferencia de otros índices, el cambio en el Atkinson es función de la diferencia entre la utilidad social marginal del ingreso de las dos personas involucradas en la transferencia (el término entre corchetes). Intuitivamente, el Atkinson caerá más cuanto mayor sea la diferencia en la valuación social de un peso adicional en manos de cada una de esas dos personas. Esta diferencia naturalmente depende de la función evaluadora W .

El valor del índice de Atkinson depende de la función de bienestar propuesta. Veámoslo con un gráfico que ilustra una distribución M (figura 6.12). El ingreso igualmente distribuido asociado a M difiere de acuerdo con la forma de las curvas de indiferencia social correspondientes a cada función de bienestar. Si el evaluador fuera rawlsiano, y por consiguiente las curvas de indiferencia social tuvieran forma de L, el ingreso igualmente distribuido estaría en $x^*(R)$. En el otro extremo, para un utilitarista con curvas de indiferencia social rectas con pendiente -1 el ingreso igualmente distribuido $x^*(U)$ coincide exactamente con el ingreso medio μ . Para un evaluador con preferencias sociales intermedias el valor es $x^*(I)$. Dada una distribución cualquiera M , el índice de Atkinson A es siempre 0 para un utilitarista y máximo para un rawlsiano. El rango de variación del índice de Atkinson A es entre 0 y 1. El mínimo de 0 se alcanza para cualquier función de bienestar si la distribución es igualitaria, o para una función utilitarista con cualquier distribución. El máximo de 1 se alcanza con una función rawlsiana y una distribución en la que existen personas con ingreso nulo.

Figura 6.12
El índice de Atkinson con diferentes funciones de bienestar



El índice de Atkinson tiene una interpretación interesante: es la proporción del ingreso que el evaluador estaría dispuesto a sacrificar para alcanzar una distribución igualitaria. Asumiendo que se concibe a la equidad como igualdad de ingresos, si estuviera disponible alguna medida económica que igualara los ingresos, ¿cuánto estaría dispuesto el evaluador a sacrificar del ingreso medio de la economía? Supongamos como ilustración que el índice de Atkinson de una distribución hipotética es 0.1 utilizando una determinada función evaluadora W . Eso significa que x^* es un 90% del valor de μ (recordemos que $A=1-x^*/\mu$), lo que implica que, siempre en función de esa W , se aprobaría una medida que iguale los ingresos en x^* al costo de reducir el ingreso medio a un 90% de su valor original, es decir, resignando un 10% del ingreso de esa población. El índice de Atkinson (0.1) es entonces precisamente la máxima proporción del ingreso nacional que el evaluador acepta pagar como precio por alcanzar una distribución perfectamente igualitaria.

A la luz de esta interpretación, recordemos que para un utilitarista el índice de Atkinson es siempre 0: alguien indiferente a las cuestiones distributivas no está dispuesto a sacrificar nada en pos de una distribución más igualitaria. En el otro extremo un evaluador rawlsiano es propenso a realizar mayores sacrificios en términos de ingreso nacional por alcanzar una distribución igualitaria.

Para implementar el índice de Atkinson en la práctica es necesario postular una función de bienestar W . Si bien en teoría hay plena libertad para hacerlo en tanto esta refleja las posiciones éticas de cada evaluador, en la práctica y siguiendo la sugerencia de Atkinson (1970) se utiliza una función sencilla de tipo CES (elasticidad de sustitución constante).³⁹

³⁹ La forma CES facilita los cálculos, pero implica un supuesto controversial sobre la sustituibilidad entre ingresos en distintos puntos de la distribución (constante). Ver una extensa discusión en Atkinson y Brandolini (2010).

$$(6.55) \quad W = \frac{1}{N} \sum_i \frac{x_i^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon}$$

con $\varepsilon \geq 0$ y $\varepsilon \neq 1$. Cuando $\varepsilon=1$ la función es

$$(6.56) \quad \ln W = \frac{1}{N} \sum_i \ln x_i$$

El parámetro ε regula el grado de concavidad de la función y, por consiguiente, el grado de convexidad de las curvas de indiferencia. En un extremo, cuando $\varepsilon=0$, $W=\mu$, reflejando el caso utilitarista de curvas de indiferencia lineales con pendiente -1. En el otro extremo, cuando ε tiende a infinito, W converge a una función tipo Leontief con curvas de indiferencia en forma de L. En este caso, el valor de W converge al ingreso de la persona más pobre x_m . La gran ventaja de la función propuesta por Atkinson es que cambiando un simple parámetro permite un amplio abanico de funciones evaluadoras, desde la utilitarista a la rawlsiana.

A ε se lo conoce comúnmente como el parámetro de “aversión a la desigualdad”. El nombre no es totalmente satisfactorio. Cuanto mayor es ε más relevancia se le otorga a las transferencias en el extremo inferior de la distribución. Por ejemplo, un rawlsiano aceptaría una combinación de una mínima transferencia de ingreso de personas pobres a personas muy pobres, junto con fuertes transferencias de personas pobres a ricas. Esta combinación posiblemente sería rechazada como inequitativa por otras personas con juicios menos extremos que los rawlsianos, pero no por eso menos “aversas a la desigualdad”.

Tomemos ahora la función CES propuesta en (6.55) para obtener el índice A . Para ello debe calcularse el valor de x^* a partir de la ecuación $W(x_1, \dots, x_N) = W(x^*, \dots, x^*)$.

$$(6.57) \quad \frac{1}{N} \sum_i \frac{x_i^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon} = \frac{1}{N} \sum_i \frac{x^{*1-\varepsilon}}{1-\varepsilon}$$

Despejando x^* y aplicándolo a la fórmula de A , resulta⁴⁰

$$(6.58) \quad A = 1 - \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_i x_i^{1-\varepsilon} \right]^{\frac{1}{1-\varepsilon}}}{\mu}, \quad \varepsilon \geq 0, \varepsilon \neq 1$$

Como el resto de los indicadores, el Atkinson es una suma ponderada de los ingresos de las personas, pero a diferencia del resto, la forma de ponderar no está implícita en el índice sino que debe ser explicitada a través de la elección del parámetro ε .

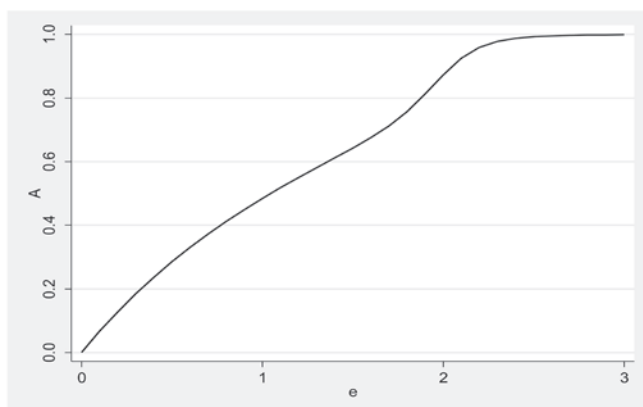
De la fórmula anterior, nótese que, cuando $\varepsilon=0$, A se hace 0; mientras que si ε tiende a infinito A converge a $1-x_m/\mu$. En el primer caso ningún cambio alterará la evaluación de la

⁴⁰ Cuando $\varepsilon=1$, A es igual a 1 menos el ratio de la media geométrica y aritmética.

desigualdad, mientras que en el segundo solo lo hará un cambio en el ingreso relativo de la persona más pobre.

La figura 6.13 muestra el índice de Atkinson de Colombia en 2006 considerando valores alternativos de ϵ . Nótese cómo el valor de A converge rápidamente a 1 a medida que ϵ aumenta, por lo que en la práctica no es necesario elegir valores de ϵ muy altos, aún si se tienen juicios de valor rawlsianos.

Figura 6.13
Índice de Atkinson
Colombia, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la GEIH.

En las aplicaciones empíricas los investigadores suelen tomar ϵ en el rango (0,2]. Algunos han tratado de inferir el valor de ϵ a partir de estimaciones de preferencias sociales implícitas en las estructuras tributarias (Stern, 1977) y otros a partir de evidencia experimental (Amiel, Creedy y Hurn, 1999), obteniendo en general valores en ese rango. El cuadro 6.5 presenta el índice de Atkinson para valores alternativos de ϵ para un conjunto de países latinoamericanos. Las comparaciones de índices de Atkinson entre países deben naturalmente hacerse manteniendo constante el valor de ϵ , es decir, dentro de una misma columna del cuadro.⁴¹ Si bien el ordenamiento de países es aproximadamente el mismo, hay diferencias en el ranking de acuerdo con el valor de ϵ . Por ejemplo, ordenados de menor a mayor desigualdad Paraguay está noveno (sobre nueve países) con $\epsilon=0.5$, sexto con $\epsilon=1$ y séptimo con $\epsilon=2$.

⁴¹ El índice de Atkinson con valores altos de ϵ es muy sensible a los ingresos de la cola inferior de la distribución. Como vimos, con ϵ tendiendo a infinito el índice vale 1 toda vez que alguien tenga un ingreso cero. Como en la práctica eso muchas veces ocurre (por las razones discutidas en el Apéndice III) se suelen eliminar los ingresos cero antes de iniciar el análisis.

Cuadro 6.5
Índices de Atkinson
América Latina

Pais	Año	A(0.5)	A(1)	A(2)
Brasil	2007	0.251	0.427	0.694
Costa Rica	2006	0.201	0.353	0.585
Rep. Dominicana	2006	0.226	0.378	0.585
El Salvador	2005	0.209	0.389	0.741
Guatemala	2006	0.250	0.419	0.653
México	2006	0.210	0.364	0.652
Panamá	2006	0.250	0.443	0.720
Paraguay	2007	0.252	0.413	0.667
Perú	2006	0.203	0.355	0.578
Venezuela	2006	0.157	0.288	0.573

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

El índice de Atkinson y el de entropía general guardan una estrecha relación, dada por la siguiente ecuación,

$$(6.59) \quad A(\varepsilon) = 1 - \left[(\varepsilon^2 - \varepsilon)E(1 - \varepsilon) + 1 \right]^{-\frac{1}{\varepsilon}} \quad \text{para } 0 < \varepsilon \neq 1$$

lo que sugiere una interpretación semejante para ε y $1-c$. Nótese por ejemplo como es posible reproducir los valores de la columna $A(2)$ en el cuadro 6.5 a partir de la columna de $E(-1)$ en el cuadro 6.4, aplicando la ecuación anterior.

6.4.7. Otros índices flexibles

Acorde con la idea de Atkinson (1970) de construir índices flexibles, Yitzhaki (1983) propuso un coeficiente de Gini generalizado calculado como

$$(6.60) \quad G(a) = 1 - a(a-1) \int_0^1 (1-p)^{a-2} L(p) dp, \quad a > 1$$

Nótese que, cuando $a=2$, el Gini generalizado es el usual coeficiente de Gini, en el que las ordenadas de la curva de Lorenz $L(p)$ se suman de forma no ponderada. La elección de distintos valores de a permite considerar estructuras de ponderación distintas. Por ejemplo $a \rightarrow 1$ aproxima el caso utilitarista, mientras que $a \rightarrow \infty$ capta el caso rawlsiano.

Kolm (1976) propone un índice de desigualdad absoluta flexible

$$(6.61) \quad K = \frac{1}{\tau} \ln \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\tau(\mu - x_i)} \right], \quad \tau > 0$$

donde el parámetro τ capta la “aversión a la desigualdad” y otorga flexibilidad al índice.

Nótese que una transformación aditiva no modifica el valor del índice, pero sí lo hace un cambio de escala.

6.4.8. Los índices en acción: un ejemplo

El ejemplo presentado en el cuadro 6.6 busca reforzar la comprensión del funcionamiento de los índices de desigualdad. Por simplicidad, supongamos una población de 5 personas. La distribución *A* es la inicial en un determinado país.⁴² Supongamos que hay un cambio de *A* a *B* por el que el individuo 3 pierde \$20, el más pobre gana \$15 y el más rico \$5. Nótese las diferencias en la evaluación de ese cambio: el cociente de ingresos extremos, el Gini, algunos índices de entropía y todos los de Atkinson considerados reportan una caída en la desigualdad. En cambio, de acuerdo con la participación del quintil 5, el índice de Schutz y el coeficiente de variación, la desigualdad aumenta.

Cuadro 6.6
Ejemplo de índices de desigualdad

	A	B	C	D
1	27	42	35	29
2	58	58	58	58
3	91	71	71	71
4	149	149	149	149
5	475	480	487	493
promedio	160	160	160	160
<i>Indicadores de desigualdad</i>				
cociente q5/q1	17.6	11.4	13.9	17.0
share q5	0.59	0.60	0.61	0.62
Gini	0.494	0.484	0.498	0.510
Schutz	0.394	0.400	0.409	0.416
CV	1.14	1.15	1.17	1.20
<i>Entropía</i>				
E(0)	2.74	2.45	2.62	2.81
E(1) - Theil	0.435	0.430	0.452	0.473
E(2)	0.516	0.526	0.551	0.572
<i>Atkinson</i>				
A(0.5)	0.206	0.198	0.209	0.221
A(1)	0.374	0.348	0.369	0.391
A(2)	0.578	0.511	0.545	0.581
A(20)	0.816	0.714	0.762	0.803

Consideremos ahora el paso de *A* a *C* por el que la persona 3 pierde \$20, el más pobre gana \$8 y el más rico \$12. La estructura de transferencias ahora está más desbalanceada a favor del rico, por lo que muchos indicadores reportan un aumento de la desigualdad entre *A* y *C*. Otros, sin embargo, evalúan el cambio como igualador: es el caso del cociente de ingresos, el índice de entropía con parámetro 0 y el Atkinson con parámetro 1 o superior.

Analicemos finalmente el paso de *A* a *D*: este es un caso en el que de los \$20 que pierde la persona 3, \$18 van a la persona más rica y solo \$2 a la más pobre. Nótese que todos los

⁴² Aunque el ejemplo es hipotético, la distribución inicial está tomada de la observada en Ecuador, 2007.

indicadores evalúan este cambio como desigualador, salvo el cociente de ingresos extremos y el Atkinson con ϵ muy alto. Para un rawlsiano el elemento central de la nueva distribución D es la ganancia del más pobre.

6.5. Robustez y significatividad

Supongamos que en un país el coeficiente de Gini ha caído un par de puntos entre dos momentos del tiempo. Antes de elogiar el desempeño distributivo de esta economía, es importante contestar tres preguntas importantes: (i) ¿es robusto el resultado a cambios metodológicos, en particular a la elección de índices alternativos?, (ii) ¿es el cambio estadísticamente significativo?, (iii) ¿es el cambio cuantitativamente relevante en términos económicos? En esta sección estudiamos algunos instrumentos con los que abordar estas preguntas.

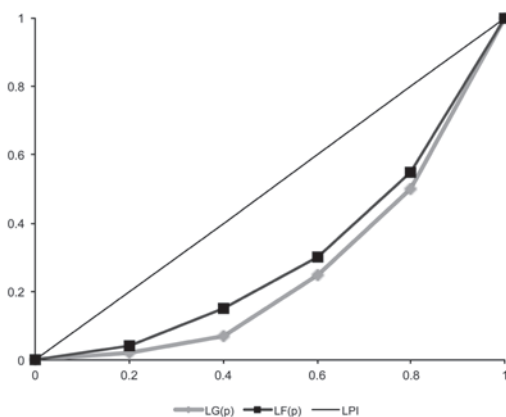
6.5.1. Robustez y dominancia de Lorenz

Como hemos visto en la sección anterior, índices diferentes pueden generar ordenamientos distintos de las distribuciones analizadas. Existe una condición que asegura coincidencia (robustez) en las evaluaciones cualitativas de desigualdad para un amplio conjunto de indicadores: la dominancia de Lorenz.

Una distribución F domina en sentido de Lorenz a una distribución G si la curva de Lorenz de F no está en ningún punto por debajo de la de G (figura 6.14). Formalmente,

$$(6.62) \quad F \succ_L G \text{ si } L_F(p) \geq L_G(p) \quad \forall p \in [0,1], L_F \neq L_G$$

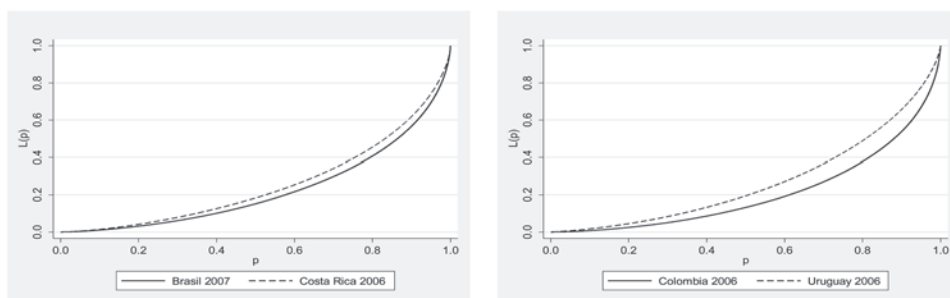
Figura 6.14
Dominancia de Lorenz



Es posible probar un teorema que indica que para todo indicador de desigualdad I que cumpla con la propiedad de Dalton-Pigou en sentido estricto, si $F \succ_L G \Rightarrow I(F) < I(G)$, donde $I(F)$ indica el valor del indicador de desigualdad I aplicado a la distribución F .⁴³ El teorema es intuitivamente claro: si F domina a G en sentido de Lorenz, es posible pasar de G a F a través de transferencias igualadoras. Estos movimientos hacen caer al índice de desigualdad, siempre que este cumpla con Dalton-Pigou, por lo que el índice de desigualdad de F será menor que el de G .

El teorema indica que si una curva de Lorenz está por encima de otra, los resultados cualitativos de las comparaciones de desigualdad coinciden entre todos los índices. Dominancia de Lorenz es entonces el criterio de robustez de las comparaciones de desigualdad ante cambios de indicadores. El teorema resulta muy útil para ordenar el análisis distributivo: si estamos interesados en comparar dos distribuciones en términos de desigualdad, lo ideal es chequear inicialmente dominancia de Lorenz. Si existe dominancia, el resultado de la comparación queda establecido, con independencia del índice utilizado. La magnitud del cambio en la desigualdad sí va a depender del indicador elegido, pero no el signo de la comparación. La figura 6.15 muestra un par de casos donde se cumple la dominancia de Lorenz: Costa Rica resulta menos desigual que Brasil y Uruguay menos desigual que Colombia. Todos los indicadores calculados confirman la menor desigualdad en las distribuciones Lorenz-dominantes.

Figura 6.15
Dominancia de Lorenz



Fuente: elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Existe un teorema que extiende el resultado anterior a comparaciones de bienestar. El teorema indica que para toda función de bienestar W creciente, simétrica y estrictamente cuasicóncava, si $\mu_F = \mu_G$ y $F \succ_L G \Rightarrow W(F) > W(G)$. Este teorema también es intuitivamente claro: si dos distribuciones tienen la misma media, pero la desigualdad es inequívocamente inferior en una, ésta será la distribución preferida por todo evaluador averso a la desigualdad. Este teorema es una extensión del inicialmente formulado por Atkinson (1970).

⁴³ Puede consultarse la prueba en Lambert (2001).

Teorema de Atkinson:

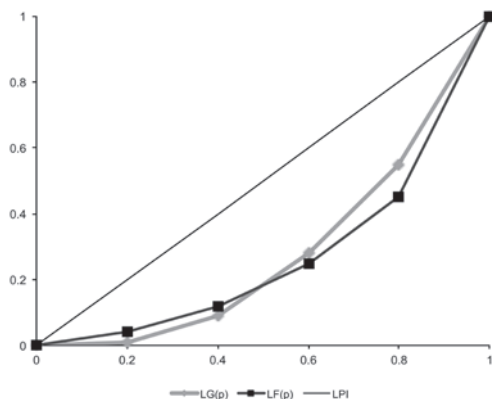
$$\text{Si } \mu_F = \mu_G \text{ y } F \succ_L G \Rightarrow \int \alpha(x)f(x)dx > \int \alpha(x)g(x)dx \quad \forall \alpha(x) \text{ t.q. } \alpha'(x) > 0, \alpha''(x) < 0$$

Si F es una distribución con idéntica media a G , pero menor desigualdad, será preferida por todo evaluador con una función de bienestar aditiva separable, simétrica y estrictamente cóncava. Esta función es un caso particular de la W cuasicóncava, por lo que el teorema de Atkinson es un caso particular del teorema anterior.

Todos los teoremas anteriores parten de una distribución que domina en sentido de Lorenz a otra. ¿Por qué es importante que las curvas no se crucen? La figura 6.16 ilustra un caso hipotético de cruce de curvas de Lorenz. En la distribución F el 40% más pobre tiene una mayor participación en el ingreso nacional que en la distribución G , lo que induce a pensar que se trata de una distribución más igualitaria; conclusión que podría revertirse si advertimos que el 40% más rico en F acumula más ingreso que el grupo equivalente en G . De hecho, es posible pasar de F a G a través de combinaciones de transferencias igualadoras de los estratos medios a los más bajos y transferencias desigualadoras de los medios a los sectores más ricos. Como discutimos extensamente antes, este es un caso ambiguo en el que la evaluación agregada del cambio dependerá de la estructura de ponderaciones dadas a cada transferencia, la cual depende de los juicios de valor del analista.⁴⁴

⁴⁴ Existe una literatura que busca introducir condiciones según las cuales es posible ordenar distribuciones con curvas de Lorenz que se intersectan. El criterio más conocido es el de dominancia de Lorenz de segundo grado ascendente, que exige integrar las curvas desde el origen. Ver Aaberge (2008) para un resumen y propuestas.

Figura 6.16
Cruces de curvas de Lorenz



¿Cuán usual es encontrar en la práctica dominancia de Lorenz? El cuadro 6.7 compara las distribuciones de todos los países de América Latina para un año cercano a 2007. En el 51% de las 153 comparaciones posibles existe dominancia de Lorenz.

Cuadro 6.7
Dominancia de Lorenz entre países
Distribuciones del ingreso per cápita familiar

País	Año	Domina	Dominada	Cruces	Total
Argentina	2006	8	2	7	17
Bolivia	2005	0	13	4	17
Brasil	2007	2	6	9	17
Chile	2006	5	1	11	17
Colombia	2006	0	11	6	17
Costa Rica	2006	8	2	7	17
Rep. Dominicana	2006	4	1	12	17
Ecuador	2006	3	6	8	17
El Salvador	2005	1	3	13	17
Guatemala	2006	0	6	11	17
Honduras	2006	1	8	8	17
México	2006	6	2	9	17
Nicaragua	2005	1	3	13	17
Panamá	2006	2	5	10	17
Paraguay	2007	0	9	8	17
Perú	2006	9	1	7	17
Uruguay	2006	16	0	1	17
Venezuela	2006	13	0	4	17

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.
 Nota: la tabla registra los resultados de las comparaciones de todas las distribuciones.

6.5.2. Significatividad estadística

En la práctica, los indicadores de desigualdad son estimaciones puntuales calculadas sobre datos de una muestra de la población, lo cual genera el problema de la significatividad estadística discutido en el capítulo 2. La forma usual de abordar este problema consiste en acompañar a las estimaciones puntuales con alguna medida de su variabilidad muestral (su desvío estándar, por ejemplo), o reemplazar las estimaciones puntuales por intervalos. El problema de medir la variabilidad muestral para los índices de desigualdad es más delicado que para las medidas simples discutidas en capítulos anteriores, como el ingreso medio o la tasa de incidencia de la pobreza, dado que los índices de desigualdad son funciones relativamente complejas de los datos y no simples promedios.

Las fórmulas desarrolladas en este capítulo para los índices de desigualdad deben ser entendidas como estimadores que son consistentes para sus valores poblacionales sobre la base de algún principio estadístico, como el método de momentos. En este marco analítico es posible mostrar que los estimadores son, además de consistentes, asintóticamente normales. Las fórmulas para las varianzas asintóticas son complejas y de uso infrecuente en la práctica. Referimos a Maasoumi (1997) para una discusión pormenorizada de este tema.

A la luz de la discusión del capítulo 2, las técnicas de remuestreo o *bootstrap* constituyen una alternativa adecuada para la cuantificación de la variabilidad muestral. El uso de versiones simples del *bootstrap* para el caso de las medidas de desigualdad se inicia con un trabajo de Mills y Zandvakili (1997), quienes documentan la conveniencia y simplicidad de esta aproximación.⁴⁵ Existen versiones más sofisticadas que permiten mejorar el desempeño del *bootstrap* simple. En el caso del índice de Theil, Davidson y Flachaire (2007) sugieren que el *bootstrap* simple puede tener problemas si la distribución del ingreso presenta “colas pesadas”, es decir, si la probabilidad de que ocurran valores extremos (en particular, valores altos) es relativamente elevada.⁴⁶ Más concretamente, si los ingresos fuesen mejor representados por distribuciones de colas pesadas como las de Pareto o Singh-Maddala, en vez de distribuciones como la log normal de “colas livianas”, el *bootstrap* simple pierde confiabilidad. Estos autores proponen reemplazar el *bootstrap* simple por un procedimiento donde se remuestran m en vez de las n observaciones originales, con $m < n$.⁴⁷ Para el caso del coeficiente de Gini, los resultados de Davidson (2009) también sugieren que la performance del *bootstrap* simple es relativamente buena, a menos que las distribuciones subyacentes tengan colas muy pesadas. Adicionalmente, Davidson (2009) deriva una fórmula simplificada para la varianza

⁴⁵ Sosa Escudero y Gasparini (2000) presentan una aplicación de estos métodos para el caso de la desigualdad en Argentina.

⁴⁶ Esta es la razón por la cual el *bootstrap* es más confiable para el problema de la medición de la pobreza que para la desigualdad. La primera usa relativamente poca (si alguna) información de la cola derecha de la distribución del ingreso, cuyos valores extremos son los que afectan la performance del *bootstrap*.

⁴⁷ Ver Davidson y Flachaire (2007) para más detalles y para un procedimiento simple para elegir el valor de m .

asintótica, la cual además puede ser utilizada para mejorar el *bootstrap* simple, sobre la base de un procedimiento basado en percentiles de estadísticos t .

Los resultados del *bootstrap* simple son mejorables, pero sobre la base de métodos sofisticados de compleja implementación práctica, lo que genera un *trade-off* entre confiabilidad estadística y simplicidad computacional. Existen propuestas que desde un punto de vista puramente estadístico son superiores, pero que en la práctica son relegadas ya que resultan más difíciles de implementar y/o comunicar. Davidson (2009) presenta una visión clara de estas alternativas en el contexto del problema de inferencia para el coeficiente de Gini.⁴⁸

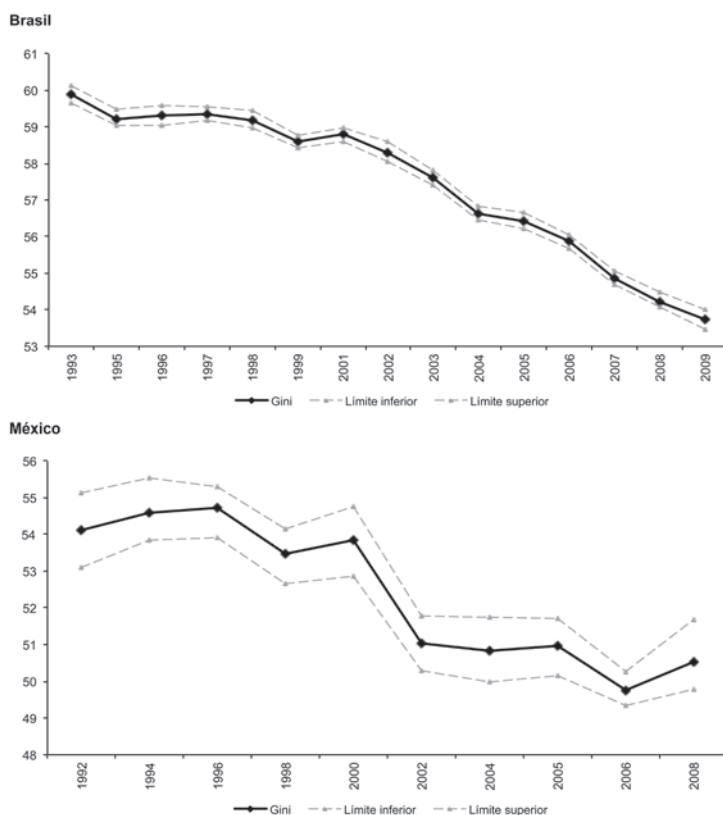
La figura 6.17 muestra estimaciones puntuales del coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar en Brasil y México, junto con sus intervalos de confianza al 95% computados sobre la base de un *bootstrap* simple con 200 repeticiones. A modo de ejemplo, el Gini de Brasil se redujo de 59.3 a 59.2 entre 1997 y 1998. Si bien la estimación puntual cae, los intervalos de confianza (al 95% de confiabilidad) se superponen: [59.2, 59.6] para 1997 y [59.0, 59.5] para 1998. Esta superposición sugiere aceptar la hipótesis nula de ausencia de variaciones en la desigualdad. En cambio, la estimación puntual para 1999 es 58.6 y su intervalo [58.4, 58.8], lo que permite aseverar con gran confiabilidad que en Brasil la desigualdad de ese año (medida por el Gini) fue inferior a la de los años anteriores.

Dado el menor número de observaciones en la encuesta de hogares, en México los intervalos de confianza son más anchos (más de un punto y medio del Gini frente a medio punto en promedio en el caso de Brasil). El Gini estimado en ese país en 2008 fue inferior al de 2002, pero la diferencia no es estadísticamente significativa. En cambio, la diferencia con cualquiera de los años de la década de 1990 sí es lo suficientemente grande como para reportar con confianza una caída de la desigualdad entre las dos décadas en México.

⁴⁸ Este *trade-off* no es propio del problema de este capítulo, sino en general de la práctica económica, que muchas veces prefiere sacrificar optimalidad estadística en pos de simplicidad o comunicabilidad. Al respecto, e irónicamente, Peter Kennedy (2003) menciona que "...los econométricos teóricos trabajan arduamente para diseñar tests sofisticados, con alta potencia, pero, como señala McAleer (1994), un test que nadie usa tiene potencia nula, sugiriendo que los procedimientos tienen que ser sencillos para que esta ganancia en potencia se efectivice en la práctica".

Figura 6.17

**Coefficientes de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar
Intervalos de confianza del 95% - estimación por bootstrap simple**



Fuente: Elaboración propia sobre la base de SEDLAC.

6.5.3. Significatividad económica

Aun cuando el cambio en un indicador de desigualdad sea estadísticamente significativo, queda por evaluar si se trata de un cambio *económicamente* significativo. ¿Es el cambio observado en el Gini de un país determinado “grande”? La pregunta es ambigua y las respuestas lo son más. La magnitud de un cambio distributivo puede evaluarse en función de la historia pasada del país, en función de la experiencia de otras economías, sobre la base de su impacto sobre medidas del bienestar social, o sobre otras variables. La evaluación de la relevancia de un cambio también dependerá de los juicios de valor del analista. La práctica en el análisis distributivo ayuda a formarse una idea de cuándo se trata de cambios económicamente relevantes. Por ejemplo, como se mencionó anteriormente, el cambio de un par

de puntos en el Gini en un período corto (por ejemplo, de 48 a 50) es indicio de un cambio distributivo económicamente considerable. Otra posibilidad para evaluar la relevancia económica del cambio en la desigualdad es simular el impacto de ese cambio sobre la pobreza o el bienestar agregado, asumiendo que el crecimiento económico es nulo. Por ejemplo, entre 2003 y 2006 en Chile el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar se redujo 3 puntos (de 54.8 a 51.8). Si el ingreso medio no hubiera variado en ese período, la tasa de pobreza medida con la línea oficial moderada chilena habría caído en alrededor de 3 puntos, lo cual parece un cambio económicamente relevante. El capítulo 8 trata extensamente la relación entre pobreza, desigualdad y crecimiento, y desarrolla instrumentos para realizar simulaciones como la propuesta.

6.6. Descomposiciones

Uno de los instrumentos más utilizados para el análisis de la desigualdad es el de las *descomposiciones*. En esta sección presentamos dos tipos de descomposiciones sencillas –por grupo y por componente– que resultan útiles para caracterizar el nivel y los cambios en la desigualdad.

6.6.1. Descomposiciones por grupo

Supongamos que nos interesa caracterizar la desigualdad de ingresos y que dividimos a las personas en grupos según la región en la que habitan. Comencemos por un punto simple pero importante: a diferencia de la pobreza, la desigualdad en un agregado no es simplemente alguna suma o promedio ponderado de las desigualdades en cada grupo. Supóngase que todos los habitantes de la región *A* tienen un ingreso de 10, mientras que en *B* todos gozan de un ingreso de 200. La desigualdad en cada región es nula y, por ende, también es nula cualquier suma o promedio de las dos desigualdades regionales, pero es claro que la desigualdad en el país es significativa, ya que las disparidades de ingreso *entre regiones* son considerables.

El primer paso en toda descomposición por grupo es asignar a cada individuo *i* a un grupo *g* (y solo a un grupo). La(s) variable(s) que determinan la asignación entre grupos deben ser escogidas entre los factores asociados a la diversidad de ingresos, como la ubicación geográfica, el nivel educativo o la pertenencia étnica. Descomponer un índice de desigualdad *I* es expresarlo como una función de (i) la desigualdad entre los ingresos medios de cada grupo *g* y (ii) un promedio ponderado de las desigualdades dentro de cada grupo *g*. El primer factor es llamado desigualdad intergrupala (*between inequality*) y el segundo es la desigualdad intragrupal (*within inequality*).

Una propiedad natural que se le exige a un índice de desigualdad I es ser *consistente ante las descomposiciones por grupos*: si entre dos distribuciones la desigualdad en cada grupo medida por el índice I no decrece y la desigualdad entre grupos tampoco cae, la desigualdad agregada medida por I no puede disminuir.

Existen algunos indicadores que no cumplen con esta propiedad. El caso del coeficiente de Gini es el más conocido. El cuadro 6.8 propone un ejemplo, suponiendo seis personas en un país agrupadas en dos regiones, Norte y Sur.

Cuadro 6.8
Ejemplo de inconsistencia ante descomposiciones del coeficiente de Gini

	t1	t2	Cambio
<i>Región Norte</i>			
a	180	180	0
b	210	190	-20
c	240	290	50
Media	210	220	10
<i>Región Sur</i>			
d	80	40	-40
e	100	170	70
f	390	360	-30
Media	190	190	0

Entre t_1 y t_2 el coeficiente de Gini registra un aumento tanto en el Norte del país (de 0.063 a 0.111) como en el Sur (de 0.363 a 0.374), a la vez que registra una suba en la desigualdad entre regiones (nótese que solo aumenta el ingreso medio en la región más rica). Sin embargo, la desigualdad en la población total según el Gini cae (de 0.278 a 0.267). La clave de la inconsistencia está en el patrón de transferencias de la región Sur. Entre t_1 y t_2 se ha producido una transferencia desigualadora de \$40 (desde la persona d a la persona e) y una igualadora de \$30 (desde f hacia e). El Gini del Sur aumenta ya que la transferencia desigualadora es mayor y la ponderación que el Gini otorga a las dos transferencias es idéntica, ya que ambas involucran personas cuya diferencia en el ranking de ingresos en el Sur es la misma (1 lugar). Al extender la evaluación al total del país, la distancia en el ranking nacional entre d y e se mantiene mientras que la distancia entre f y e aumenta (de 1 lugar a 4 lugares), lo que incrementa la ponderación de la transferencia igualadora entre esas dos personas. El cambio en la ponderación de esta transferencia termina afectando fuertemente la evaluación final de la desigualdad agregada. Nótese que la inconsistencia que genera el Gini se produce cuando existen superposiciones entre las distribuciones de cada grupo, como en el ejemplo.

Es posible probar el siguiente teorema que caracteriza el conjunto de índices que cumplen con la consistencia ante descomposiciones: cualquier medida de desigualdad que satisfaga

simultáneamente las propiedades de (i) Dalton-Pigou, (ii) invarianza a la escala, (iii) invarianza a las réplicas y (iv) consistencia frente a descomposiciones debe expresarse como

$$(6.63) \quad E(c) = \frac{1}{Nc(c-1)} \sum_i \left[\left(\frac{x_i}{\mu} \right)^c - 1 \right] \quad \text{con } c \neq 0,1$$

ó como una transformación ordinalmente equivalente $J(E(c))$. Nótese que $E(c)$ es el índice de entropía general presentado anteriormente. Existen indicadores que pueden escribirse como transformaciones monótonas crecientes de este índice y, por lo tanto, son parte de la familia de medidas que cumplen las tres propiedades básicas más la consistencia ante descomposiciones. El índice de Atkinson, por ejemplo, tiene una estrecha relación con el de entropía general (ver ecuación (6.59)) y cumple con el teorema. En cambio, otros índices como el coeficiente de Gini no pueden escribirse como función del indicador de entropía, por lo que el teorema sugiere que no cumpliría al menos una de las cuatro propiedades enunciadas en la premisa. De hecho, acabamos de mostrar que el Gini no cumple con la consistencia ante descomposiciones.

El índice de entropía no solo cumple con el teorema sino que, a diferencia de otros indicadores (como el Atkinson), admite una descomposición muy conveniente: la simple suma de dos términos (i) la desigualdad entre grupos, $E_B(c)$, y (ii) un promedio ponderado de la desigualdad dentro de cada grupo, $E_W(c)$.

$$(6.64) \quad E(c) = E_B(c) + E_W(c)$$

donde la desigualdad intergrupala es

$$(6.65) \quad E_B(c) = \frac{1}{c(c-1)} \left[\sum_j \left(\left(\frac{\mu_j}{\mu} \right)^c - 1 \right) f_j \right]$$

siendo f_j la participación del grupo j en la población. La desigualdad intragrupal es un agregado de la desigualdad dentro de cada grupo g . Formalmente,

$$(6.66) \quad E_W(c) = \sum_j E_j(c) \varpi_j$$

Para que la descomposición sea la simple suma de $E_B(c)$ y $E_W(c)$ los ponderadores deben ser

$$(6.67) \quad \varpi_j = h_j^c f_j^{1-c}$$

donde h_j es la participación del grupo j en el ingreso total. Nótese que ϖ es la media geométrica de las dos participaciones f y h con ponderador c . Solo en los casos especiales que c sea 0 o 1, los ponderadores suman 1. De hecho, las descomposiciones por grupo más populares son las que se realizan con el índice de Theil (c tendiendo a 1).

El cuadro 6.9 toma la distribución de los ingresos laborales para la población empleada de varios países de América Latina e implementa una descomposición del índice de Theil dividiendo a la población en 6 grupos educativos. En promedio, alrededor del 25% de la desigualdad laboral total corresponde a diferencias entre niveles educativos, mientras que el restante 75% corresponde a desigualdad interna a cada grupo.

Cuadro 6.9

Descomposición del índice de Theil de los ingresos laborales

Descomposición por grupo educativo

País	Año	Theil			Participaciones		
		Inter	Intra	Total	Inter	Intra	Total
Bolivia	2005	0.143	0.479	0.622	23.0	77.0	100.0
Colombia	2006	0.192	0.402	0.594	32.3	67.7	100.0
Costa Rica	2006	0.126	0.284	0.410	30.8	69.2	100.0
Ecuador	2006	0.175	0.444	0.619	28.3	71.7	100.0
El Salvador	2005	0.095	0.330	0.425	22.3	77.7	100.0
Guatemala	2006	0.157	0.508	0.666	23.6	76.4	100.0
México	2006	0.162	0.358	0.520	31.1	68.9	100.0
Perú	2006	0.123	0.405	0.528	23.3	76.7	100.0
Uruguay	2006	0.115	0.366	0.481	23.8	76.2	100.0
Venezuela	2006	0.054	0.235	0.289	18.6	81.4	100.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Dado que el Gini es el indicador de desigualdad más difundido, algunos autores han estudiado sus propiedades ante descomposiciones. En el caso que haya superposición en el soporte de las distribuciones de los grupos g el Gini puede escribirse como

$$(6.68) \quad G = \sum_j f_j h_j G_j + G_B + R$$

donde G_B es el Gini entre grupos y R un residuo que depende del grado de superposición entre las distribuciones.⁴⁹

6.6.2. Descomposición por componente o fuente

En la sección anterior dividimos a la población en grupos y evaluamos diferencias en el ingreso. En esta sección, en cambio, trabajamos con toda la población sin desagregar pero dividimos el ingreso de cada persona en montos provenientes de diferentes componentes o fuentes; por ejemplo, ingresos provenientes del trabajo asalariado formal, informal, del trabajo por cuenta propia, ingresos de capital, subsidios estatales, etc. Sea entonces

⁴⁹ Ver Pyatt (1976), Lambert (2001), Dagum (1997) y Mussard y Richard (2008) para interpretaciones del residuo y propuestas sobre la descomposición del Gini.

$$(6.69) \quad x = \sum_{k=1}^K x_k$$

donde k indexa a las distintas fuentes de ingreso. A diferencia de la descomposición por grupos, el Gini sí se puede descomponer de manera consistente por fuentes de ingresos. Recordemos de la ecuación (6.23) que el Gini puede escribirse en función de la covarianza del ingreso y su rango, $G(x) = 2\text{cov}(x, F(x)) / \mu$. A partir de esa expresión, Lerman y Yitzhaki (1985) proponen la siguiente descomposición

$$(6.70) \quad G(x) = \sum_{k=1}^K \left[\frac{\text{cov}(x_k, F(x))}{\text{cov}(x_k, F(x_k))} \right] \left[\frac{2\text{cov}(x_k, F(x_k))}{\mu_k} \right] \frac{\mu_k}{\mu}$$

que se resume a

$$(6.71) \quad G(x) = \sum_{k=1}^K R_k G(x_k) s_k$$

donde $G(x_k)$ es el Gini del ingreso de la fuente k , $s_k = \mu_k / \mu$ es la participación de la fuente k en el ingreso total, y

$$(6.72) \quad R_k = \frac{\text{cov}(x_k, F(x))}{\text{cov}(x_k, F(x_k))}$$

es la llamada correlación-Gini entre el ingreso de la fuente k y el ingreso total. El denominador de esta expresión es la covarianza entre el ingreso individual en la fuente k y la posición de la persona en la distribución de esa variable, por lo que se trata de un valor positivo. El numerador en (6.72) es la covarianza entre el ingreso de la persona en la fuente k y su posición en la distribución del ingreso total. Esta covarianza no necesariamente es positiva. Un ejemplo de covarianza negativa es el de ingresos provenientes de un programa social muy focalizado que entrega montos decrecientes en el ingreso per cápita de la persona.

Volvamos a la expresión de la descomposición del Gini (6.71). El aporte de cada fuente k a la desigualdad total depende del grado de desigualdad en el ingreso de esa fuente $G(x_k)$, de la relevancia de la fuente en el ingreso total s_k , y del grado de correlación-Gini R_k : ciertas fuentes con correlación negativa, de hecho, contribuyen a una reducción de la desigualdad global.

Supóngase que se multiplica el ingreso de una fuente k por $(1+e_k)$ con e_k arbitrariamente pequeño. En este caso Stark, Taylor y Yitzhaki (1986) muestran que

$$(6.73) \quad \frac{\partial G(x)}{\partial e_k} = s_k (R_k G(x_k) - G(x))$$

En términos de elasticidades,

$$(6.74) \quad \frac{\partial G(x)}{\partial e_k} \frac{1}{G(x)} = s_k (\eta_k - 1)$$

donde η es la elasticidad-Gini de la fuente de ingreso k definida como

$$(6.75) \quad \eta_k = \frac{R_k \cdot G_k}{G}$$

De (6.74), si $\eta > 1$, un incremento en los ingresos de la fuente k se traduce en un aumento de la desigualdad, medida por el Gini.

Medina y Galván (2008) realizan una descomposición del coeficiente de Gini por fuentes de ingreso en los países de la región y encuentran que los ingresos laborales dan cuenta de más del 70% de la desigualdad total en todos los países de América Latina. La contribución de los ingresos del capital es relativamente pequeña (5% en promedio en 2005, según ese estudio), dado que a pesar de tratarse de una fuente con alta desigualdad, su importancia relativa es menor, en parte como consecuencia de los problemas de captación de este tipo de ingresos en las encuestas de hogares. El cuadro 6.10 reproduce las elasticidades Gini para cuatro fuentes en que se divide el ingreso de los hogares. Las elasticidades resultan cercanas a 1 para los ingresos laborales, en varios casos inferiores a 1 para las transferencias, y en general significativamente superiores a 1 en el caso del capital.

Cuadro 6.10
Elasticidad-Gini de fuentes de ingreso

	Ingreso laboral	Transferencias	Capital	Alquiler imputado
Argentina	0.99	0.54	1.82	0.99
Bolivia	0.95	1.11	1.44	1.16
Brasil	1.00	1.97	0.91	-
Chile	1.02	0.84	1.52	0.65
Colombia	0.96	2.22	1.28	-
Costa Rica	0.98	1.03	1.63	1.03
Ecuador	0.97	0.98	1.60	-
El Salvador	1.02	0.90	1.50	-
Guatemala	1.04	0.96	1.58	-
Honduras	0.96	1.10	1.41	0.99
México	1.02	1.58	1.67	0.94
Nicaragua	1.01	0.76	1.36	-
Panamá	0.99	1.01	1.36	1.00
Paraguay	0.99	1.04	1.61	0.79
Rep. Dominicana	1.00	0.53	1.57	1.02
Uruguay	0.97	1.40	1.99	0.89
Venezuela	0.97	0.82	1.64	0.99

Fuente: Medina y Galván (2008) sobre la base de datos de CEPAL, año 2005.

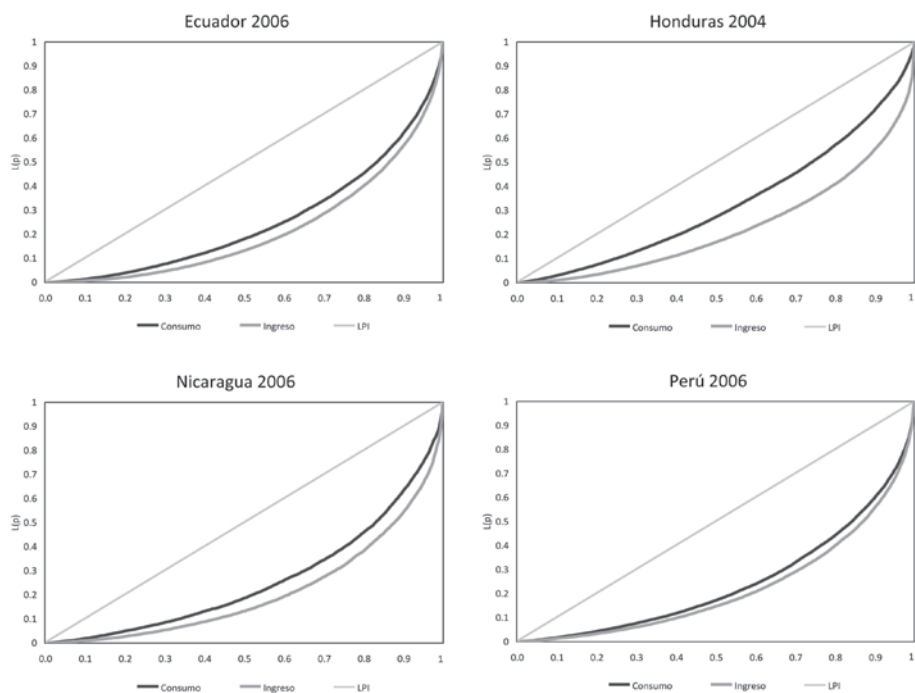
6.7. Algunos aspectos prácticos

La implementación de las medidas de desigualdad está plagada de problemas prácticos, en buena parte originados en la definición y cómputo de la variable de interés, un tema extensamente discutido en el capítulo 3. Esta sección ilustra cuatro de los más relevantes: la elección ingreso-consumo, el ajuste por factores demográficos, el problema de la subdeclaración y la ausencia de personas muy ricas en las encuestas. El lector interesado en cuestiones de implementación puede continuar el estudio de temas prácticos en el Apéndice III, donde se tratan los problemas ocasionados por la no respuesta, los errores de medición, los valores cero y extremos, y los ajustes de precios.

6.7.1. Ingreso y consumo

Como se discutió en el capítulo 3, la variabilidad temporal del ingreso y el consumo son diferentes, lo cual implica en la práctica diferencias significativas en la desigualdad computada con una u otra variable. En particular, las encuestas de hogares de América Latina típicamente captan las variables monetarias como flujos mensuales, lo que provoca que las estimaciones de desigualdad de ingresos sean mayores a las de consumo. La figura 6.18 atestigua la dominancia de Lorenz de la distribución del consumo sobre la del ingreso per cápita familiar en algunos países de América Latina.

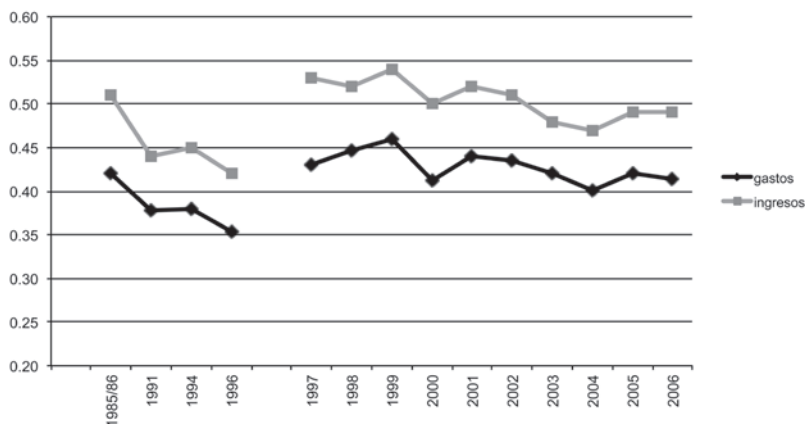
Figura 6.18
Curvas de Lorenz
Distribuciones del consumo y el ingreso per cápita familiar



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

A menudo el análisis se focaliza en los patrones temporales más que en los niveles de desigualdad. En este caso, las evaluaciones suelen no diferir sustancialmente cuando se monitorean las disparidades económicas con el ingreso o el consumo. La figura 6.19, tomada de Jaramillo y Saavedra (2011), sugiere una evolución semejante de la desigualdad en Perú ya sea que se la mida sobre la distribución del ingreso o del gasto en consumo per cápita familiar (el coeficiente de correlación es 0.96). En un reciente trabajo, Aguiar y Bils (2011) construyen dos medidas cuidadosas de los gastos de consumo en Estados Unidos y encuentran que la desigualdad del consumo sigue el mismo patrón que la desigualdad de ingresos con ambas medidas.

Figura 6.19
Coefficientes de Gini
Distribuciones del gasto y del ingreso per cápita familiar
Perú, 1985-2006



Fuente: Jaramillo y Saavedra (2011).

Nota: Estimaciones de 1985/6, 1991, 1994 y 1996 sobre la base de la ENNIV. Estimaciones desde 1997 sobre la base de la ENAHO.

A la hora de realizar comparaciones de desigualdad entre países es conveniente evitar incluir estimaciones provenientes de distribuciones del ingreso y el consumo en el mismo análisis. Si se lo hace, debe al menos practicarse algún ajuste que capte las diferencias promedio entre las dos estimaciones. Por ejemplo, es típico en regresiones que involucran variables distributivas incorporar alguna variable binaria que indique la variable de bienestar usada para el cálculo (ingreso o consumo). A su vez, si el estudio se concentra en la distribución del ingreso en varios países o años, es necesario asegurarse que el período de reporte sea semejante. Las estimaciones de desigualdad son inferiores si, por ejemplo, las personas reportan sus ingresos semestrales en lugar de mensuales. El cuadro 6.11 documenta este hecho para el caso de México, donde la encuesta releva información mensual y semestral. En el caso mexicano los resultados van en la dirección esperada (mayor desigualdad en la estimación mensual), aunque las diferencias no son estadísticamente significativas.

Cuadro 6.11
Indicadores de desigualdad calculados sobre
la distribución del ingreso mensual y semestral
México, 2008

	Semestral	Mensual
Gini	0.481	0.482
Theil	0.490	0.499
CV	2.311	2.327
A(.5)	0.195	0.198
A(1)	0.331	0.339
A(2)	0.522	0.586
E(0)	0.402	0.414
E(2)	2.671	2.709

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENIGH.

Una alternativa al ingreso o consumo como variable de interés es la riqueza. Si bien es difícil argumentar a favor de la riqueza como indicador de bienestar individual, su estudio se justifica ya que constituye un medio para suavizar consumo (ver capítulo 3). La desigualdad en la distribución de la riqueza monetaria es usualmente mayor que la desigualdad del ingreso. Champernowne y Cowell (1998) reportan que en el Reino Unido la distribución de la riqueza medible (aquellos activos transables en el mercado y captados por la autoridad impositiva) es claramente más desigual que la distribución del ingreso. Davies *et al.* (2008) encuentran que la distribución de la riqueza está más concentrada que el ingreso, tanto a nivel individual como nacional.

Las estimaciones de la desigualdad en la distribución de algún componente de la riqueza, como la dotación de tierra, son más comunes. Deininger y Olinto (2000), por ejemplo, estiman la desigualdad en la distribución de tierras agrícolas con datos del Censo Mundial de Agricultura de la FAO y encuentran que es superior a la desigualdad en la distribución del ingreso. Jaramillo y Saavedra (2011) reportan que de acuerdo con los censos agropecuarios nacionales, el Gini de la distribución de la tierra en Perú habría caído desde 0.94 en 1961 a 0.61 en 1994, un valor que es aún superior al Gini de la distribución del ingreso.

6.7.2. Ajustes demográficos

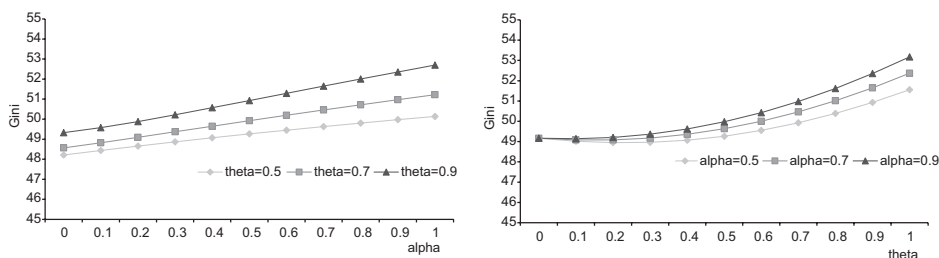
Como discutimos extensamente en el capítulo 3, el nivel de vida de una persona está afectado por la conformación del hogar en el que vive. Una alternativa sencilla para tener en cuenta estos factores demográficos es definir un ingreso equivalente

$$(6.76) \quad x_{ih} = \frac{Y_h}{(M_h + \alpha C_h)^\theta} \quad \forall i \in h$$

donde Y_h es el ingreso del hogar, M_h es el número de adultos y C_h el número de niños. El parámetro $\alpha \in [0,1]$ indica la proporción en la que cada niño equivale a un adulto, mientras que el parámetro $\theta \in [0,1]$ regula la intensidad de las economías de escala internas al hogar.

La figura 6.20 muestra el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso familiar ante ajustes demográficos alternativos para Ecuador 2006. La evaluación de la desigualdad crece monótonamente a medida que aumenta el valor de α . Dado que las familias más pobres suelen tener muchos niños, el aumento del peso de los niños en la conformación familiar castiga particularmente a estos hogares, por lo que la desigualdad se incrementa. Algo semejante sucede al reducir la relevancia dada a las economías de escala internas al hogar (θ acercándose a 1).⁵⁰

Figura 6.20
Coefficiente de Gini para ajustes demográficos alternativos
Ecuador, 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENEMDU.

6.7.3. Subdeclaración

Las personas tienden a subdeclarar sus niveles de consumo e ingreso en las encuestas de hogares. Este comportamiento no sería un problema para la evaluación de la desigualdad si el grado de subdeclaración fuera proporcional al verdadero ingreso, ya que en este caso las medidas de desigualdad invariantes a la escala no se verían afectadas. Sin embargo, en la práctica difícilmente este sea el caso. Se afirma que el ingreso no declarado como proporción del ingreso real es mayor en los extremos de la distribución. Las razones son diferentes: mientras que los pobres tienen trabajos esporádicos, a menudo con pagos en especie y por consiguiente más difíciles de recordar y valorizar correctamente, las personas más afluentes suelen evitar declarar sus verdaderas ganancias y/o tener dificultades para recordar todas sus fuentes de ingresos, en especial las rentas del capital.

⁵⁰ El impacto del cambio en θ , de hecho, es inicialmente levemente decreciente. Coulter, Cowell y Jenkins (1992) discuten las razones detrás de esta forma de U invertida.

El procedimiento más típico para intentar aliviar el problema es el ajuste por subdeclaración diferencial por fuentes de ingreso. Este surge de comparar el total del ingreso por cada fuente de Cuentas Nacionales (CN) con un agregado similar calculado con datos de la encuesta.⁵¹ De esta comparación surgen coeficientes de subdeclaración diferenciales por fuente, los que se aplican a los ingresos individuales. Por ejemplo, si la masa salarial es 100 en CN y 75 en la encuesta, se multiplican por 1.3333 los ingresos laborales de todos los asalariados captados por la encuesta. Procedimientos semejantes se repiten para otras fuentes de ingresos. Es común encontrar coeficientes de ajuste inferiores para las pensiones y transferencias, captadas con más precisión por la encuesta, y coeficientes superiores para los ingresos por cuenta propia, y en especial los ingresos de capital, seriamente subestimados en las encuestas.⁵²

Adicionalmente a Cuentas Nacionales pueden utilizarse registros administrativos para corregir los ingresos de algunas observaciones. Dos fuentes potencialmente útiles son los registros salariales, usualmente mantenidos por oficinas de empleo o seguridad social, y los registros impositivos. De cualquier forma, estos ajustes pueden ser practicados solo sobre un conjunto, usualmente minoritario, de la población –los empleados registrados y los contribuyentes del impuesto a la renta–, por lo que aun cuando sean exitosos pueden implicar sesgos sustanciales en las medidas de desigualdad, dada su cobertura parcial.

Pese a que se reconocen como válidas las razones para realizar ajustes para aliviar el problema de la subdeclaración, estos aun resultan rudimentarios y tienden a oscurecen los resultados, por lo que la práctica más generalizada es trabajar con los datos en bruto, sin practicar ajustes. El Apéndice III extiende la discusión del problema de la subdeclaración.

6.7.4. Ausencia de muy ricos

Por diversas razones, las encuestas de hogares de América Latina y el resto del mundo raramente captan a millonarios, terratenientes o poderosos empresarios. Las personas de ingresos altos incluidas en las encuestas son mayoritariamente profesionales urbanos o empresarios de firmas no necesariamente muy grandes.⁵³

El cuadro siguiente muestra el ingreso total individual promedio mensual en dólares de

⁵¹ CEPAL tradicionalmente ha ajustado los ingresos mediante este método (Altimir, 1987, CEPAL, 1995). El Apéndice III explica el ajuste de CEPAL con mayor detalle.

⁵² Gasparini (2005) aplica un ajuste diferencial por fuentes para el caso de Argentina. Como el ajuste de ingresos es superior en los estratos más ricos, donde los ingresos de capital son más relevantes, la desigualdad calculada con los ingresos ajustados es mayor. De hecho, los cambios en los niveles de desigualdad resultan muy grandes. El coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar reportado en 1992 es 44.5 con los datos brutos y 56.7 al realizar el ajuste por subdeclaración diferencial por fuente. Las conclusiones cualitativas acerca de los cambios distributivos no cambian, aunque el incremento estimado de la desigualdad entre 1992 y 2003 resulta menor al considerar el ajuste.

⁵³ Ver Székely y Hilgert (1999), entre otros.

2008 de las dos personas más ricas relevadas en las encuestas de hogares de una muestra de países. Es probable que el lector pueda pensar en personas en su país con ingresos seguramente superiores a esos montos. El cuadro también resalta la importancia de los ingresos del trabajo en la estructura de ingreso de los ricos captados por las encuestas.

Cuadro 6.12
Ingreso individual promedio de las dos personas
de mayores ingresos individuales (en dólares 2008) y
proporción de ingresos laborales

Países	Año	Ingreso individual (USD)	Share ingreso laboral (%)
Argentina	2006	13461	15
Bolivia	2005	7018	71
Brasil	2007	69433	100
Chile	2006	141700	96
Colombia	2006	19054	100
Costa Rica	2006	23193	7
Ecuador	2006	17624	100
El Salvador	2005	89399	100
Guatemala	2006	35110	100
Honduras	2006	59324	50
México	2006	37754	100
Nicaragua	2005	16535	100
Panamá	2006	11668	100
Paraguay	2007	92455	99
Perú	2006	17430	51
Uruguay	2006	27162	98
Venezuela	2006	10651	50

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

En parte, la ausencia de altos ingresos es debida a la subdeclaración discutida arriba, en particular sobre los ingresos de capital y renta de la tierra. Pero existen otros dos factores adicionales. Por un lado, la ausencia de personas muy ricas puede ser la consecuencia natural del muestreo aleatorio: existen en proporción tan pocos millonarios que la probabilidad de seleccionar aleatoriamente uno en toda la población es muy baja. En segundo lugar, si por casualidad el muestreo escoge uno, la probabilidad de que rechace contestar la encuesta es alta.

La omisión del grupo de las personas muy ricas implica una subestimación de la desigualdad. Atkinson (2007) muestra que si un grupo R es infinitesimal en número, pero con una participación finita en el ingreso total s_R , entonces el Gini puede ser aproximado por

$$(6.77) \quad G \approx s_R + (1 - s_R)G_{-R}$$

donde G_{-R} denota el Gini del resto de la población. Si el Gini captado por la encuesta fuera

0.50 y la participación en el ingreso del grupo omitido fuera 10%, el Gini real sería 0.55.⁵⁴

Algunos estudios recientes usan información oficial sobre el impuesto al ingreso para tratar de incluir a las personas ricas faltantes en la encuesta.⁵⁵ Alvaredo (2010), por ejemplo, estima un aumento del Gini del 7% en Argentina entre 1997 y 2004 al usar solo información de encuestas de hogares, y un aumento del 9.5% al incluir estimaciones de los ingresos altos.

Un punto a tener en cuenta al analizar las estadísticas distributivas provenientes de las encuestas de hogares es que, aun en el caso en que se incluyan a las personas millonarias, su proporción es muy baja, por lo que el “decil más rico de la distribución” en un país latinoamericano incluye una importante fracción de personas que típicamente se consideran en el lenguaje usual de “clase media” o “clase media-alta” (ver capítulo 7). El cuadro 6.13 ubica el decil al que pertenecen un conjunto de tipos de familias en distintos países de la región. Por ejemplo, supongamos una familia compuesta por un hombre de 40 años con educación terciaria completa que trabaja como empleado en un cargo administrativo en el sector público, su pareja de 35 años con estudios secundarios que trabaja en la industria manufacturera y tres niños (columna 3). Si estimamos los ingresos de esa familia en función de los observados en las encuestas, encontramos que los integrantes de una familia típica con esa conformación pertenecen al 10% más rico de la población en la mitad de los países de la región y al siguiente 10% en el resto.⁵⁶

⁵⁴ La relación entre la medición de la desigualdad y los ingresos altos es explorada por Leigh (2007).

⁵⁵ Atkinson, Piketty y Saez (2011), Atkinson y Piketty (2006), Alvaredo (2010).

⁵⁶ Una aplicación dentro del sitio web del CEDLAS permite al usuario conocer su ubicación en la distribución del ingreso en cada país latinoamericano (<http://cedlas.econo.unlp.edu.ar/esp/distribucion-del-ingreso.php>). Es usual que las personas de ingresos medios y altos piensen que se encuentran en escalones más bajos de la distribución de lo que realmente están (Cruces, Pérez Truglia y Tetaz, 2011).

Cuadro 6.13

Ubicación en la escala de ingresos de tipos de familias, por deciles

Pais	Año	Familia N° 1	Familia N° 2	Familia N° 3	Familia N° 4
Argentina	2006	10	9	9	7
Bolivia	2005	10	10	10	9
Brasil	2007	10	9	9	8
Chile	2006	10	9	9	7
Colombia	2006	10	10	9	8
Costa Rica	2006	10	10	9	8
Rep. Dominicana	2006	10	9	10	8
Ecuador	2006	10	10	10	8
El Salvador	2005	10	10	10	9
Guatemala	2006	10	10	10	10
Honduras	2006	10	10	10	9
México	2006	10	10	10	8
Nicaragua	2005	10	10	10	9
Panamá	2006	10	10	10	7
Paraguay	2007	10	10	9	8
Peru	2006	10	9	9	8
Uruguay	2006	10	9	9	7
Venezuela	2006	10	10	9	8

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Familia 1: Hombre de 40 años con educación superior completa que trabaja en administración pública, mujer de 35 con educación superior completa que trabaja en el sector de educación, 1 hijo.

Familia 2: Ídem familia 1, con 3 hijos.

Familia 3: Ídem familia 2, cónyuge con educación secundaria trabajando en industria.

Familia 4: Jefe y cónyuge con educación secundaria, jefe en la industria y cónyuge en el comercio minorista, 2 hijos.

Todas las familias habitan áreas urbanas.

El espacio de análisis de la desigualdad

El espacio de análisis típico para un estudio distributivo es un país. Un país es un espacio geográfico sujeto a una misma política (en particular, política redistributiva), con mayor movilidad interna que con el exterior y sobre el que se manifiestan con más intensidad las preferencias sociales. Sin embargo, con ciertos propósitos puede ser relevante variar el espacio de análisis y concentrarse en la desigualdad al nivel de ciudades, regiones o el mundo entero.

Las ciudades son ámbitos donde los contrastes propios de la desigualdad se hacen más evidentes, al estar próximos en el espacio. Platón hace ya 2500 años señalaba que “toda ciudad, por pequeña que sea, está dividida en dos: una es la ciudad de los pobres y la otra de los ricos”. El análisis de la desigualdad por ciudades o áreas urbanas es más relevante en tanto se trate de mercados laborales relativamente separados, pertenezcan a jurisdicciones diferentes y estén sujetos a políticas económicas distintas, o si coinciden

aproximadamente con el espacio geográfico en que las personas manifiestan sus preocupaciones distributivas con más intensidad. En la práctica, la información por ciudad también es usada para incrementar el número de observaciones de la desigualdad y sus posibles covariables, y permitir un análisis empírico más rico.⁵⁷

Posiblemente en correspondencia con el fenómeno de la globalización, se ha intensificado el interés por la desigualdad mundial. La idea es considerar a todos las personas como habitantes de la misma “aldea global” y computar la desigualdad entre ellos. Previamente, todos los ingresos (o consumos) deben ser llevados a una misma moneda comparable. La desigualdad mundial puede descomponerse, de acuerdo con lo estudiado en la sección anterior, en desigualdad intergrupala e intragrupal. La primera involucra las diferencias entre los ingresos medios de los países. En este caso cada país es una unidad de la que se solo se considera el ingreso medio.⁵⁸ El segundo componente de la desigualdad mundial es el agregado de las desigualdades internas nacionales, ponderadas de alguna forma.

De la misma manera, podemos estudiar la desigualdad global en una región. La desigualdad en la distribución del ingreso entre todos los latinoamericanos es una función de la desigualdad dentro de cada país y de la desigualdad entre los ingresos medios de los países.

6.8. Desigualdad monetaria en América Latina

Esta sección incluye una breve revisión de la evidencia empírica sobre niveles y tendencias de la desigualdad monetaria en América Latina. La distribución del ingreso es el resultado de múltiples factores entrelazados difíciles de aislar y mensurar cuantitativamente. De hecho, aun en los países donde la evidencia empírica es más abundante y los patrones distributivos han sido claros, existe debate acerca de la relevancia relativa de las explicaciones alternativas. En esta sección nos restringimos a presentar evidencia empírica de los niveles y cambios en la desigualdad, sin ahondar en el estudio de sus determinantes. De cualquier forma, realizar un diagnóstico preciso de la distribución constituye un paso fundamental para entender sus causas.

6.8.1. Fuentes de información

La desigualdad en la distribución personal del ingreso debe ser estimada a partir de microdatos de encuestas de hogares. Casi todos los países latinoamericanos comenzaron a

⁵⁷ Glaeser, Resseger y Tobio (2008) exploran la desigualdad entre ciudades en Estados Unidos, sus determinantes y consecuencias.

⁵⁸ Esta noción de desigualdad constituye un eje central sobre el que gira buena parte de la investigación en Desarrollo Económico, pero en la literatura distributiva tiene una importancia menor, dado que ignora todas las diferencias socioeconómicas dentro del país.

realizar encuestas de hogares en los 70 y 80, pero no fue hasta la década del 90 en que la mayoría logró estabilizar un sistema de encuestas realizadas periódicamente y con representatividad nacional. Para la mayoría de los países de la región es entonces difícil contar una historia distributiva con cierta rigurosidad y comparabilidad, que se extienda por más de dos décadas.

Con el objeto de conocer acerca de la desigualdad en algún país particular se deben consultar las estadísticas oficiales del país, la literatura nacional especializada y los reportes específicos de centros de investigación y organismos internacionales. Para realizar estudios comparativos entre países de América Latina pueden consultarse algunas bases de datos que se esfuerzan en homogeneizar información proveniente de las encuestas de hogares nacionales. CEPAL es la institución pionera en el cálculo de indicadores de desigualdad en la región. Actualmente reporta coeficientes de Gini nacionales a través de su *Anuario Estadístico* y la base *Badeinso*, y frecuentemente produce informes sobre la desigualdad en la región (e.g. CEPAL, 2010).⁵⁹ El Banco Mundial anualmente reporta coeficientes de Gini para todos los países de América Latina (y el resto del mundo) en sus *World Development Indicators* y genera informes sobre la desigualdad en la región y el mundo.⁶⁰ El BID también se involucra en el análisis de la desigualdad en la región a través de informes regionales y estudios de sus investigadores.⁶¹ Naciones Unidas, a través de su programa para el desarrollo (UNDP), también realiza periódicamente estudios sobre la desigualdad que abarcan a toda la región.⁶² Existen centros de investigación independientes que contribuyen con evidencia empírica de carácter regional. El CEDLAS de la Universidad Nacional de La Plata, junto a la Unidad de Pobreza y Género de América Latina y el Caribe del Banco Mundial, es responsable de la base *SEDLAC*, donde se reporta un amplio conjunto de indicadores de desigualdad calculados sobre la base de microdatos de todos los países de América Latina. Buena parte de la evidencia empírica de esta sección (y del resto del libro) proviene de la base de datos *SEDLAC*.

La principal fuente de información sobre coeficientes de Gini en el mundo es la base *UNU/WIDER World Income Inequality Database* (WIDER, 2007), que tuvo su origen en el trabajo de Deininger y Squire (1996). A diferencia de las bases citadas anteriormente, WIDER no produce información propia, sino que reproduce estudios realizados en todo el mundo y califica a la información recibida sobre la base de un conjunto de criterios que facilitan las comparaciones.

⁵⁹ Desde CEPAL, Oscar Altimir ha sido pionero en el estudio de la desigualdad en América Latina con microdatos de encuestas de hogares.

⁶⁰ World Development Reports, Poverty and Labor Briefs de la Unidad de Pobreza y Género de LAC (LCSP) y ocasionales reportes anuales (e.g. de Ferranti *et al.*, 2003).

⁶¹ Ver Londoño y Székely (2000), Székely (2001), Székely y Hilgert (1999) entre otros.

⁶² López Calva y Lustig (2009).

6.8.2. América Latina y el mundo

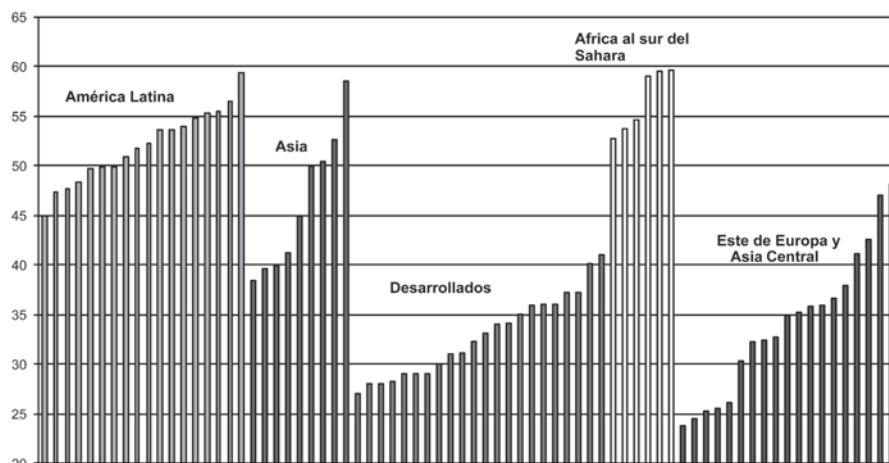
Uno de los rasgos más salientes de América Latina es su alto grado de desigualdades socioeconómicas. De hecho, a menudo se sostiene que esta región es el área geopolítica más desigual del mundo.⁶³ En esta sección revisamos la evidencia sobre desigualdad en América Latina en el contexto mundial. Naturalmente, este tipo de estudios enfrenta importantes problemas de comparabilidad, por lo que los resultados deben ser tomados con prudencia.

La figura 6.21 muestra los coeficientes de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar en un amplio conjunto de países del mundo, agrupados por región. Las observaciones incluidas en el análisis son aquellas calificadas como de alta calidad (categorías 1 o 2) en la base WIDER.⁶⁴ Las economías latinoamericanas se diferencian por sus altos niveles de desigualdad de ingresos. La comparación es clara con los países desarrollados y los países de Europa del Este, con los cuales no hay superposición en términos de desigualdad. Algunos países de Asia Central (Uzbekistan y Tajikistan) parecen tener niveles de desigualdad semejantes a los mínimos en América Latina. El resto de los países asiáticos en desarrollo tienen economías de muy variado grado de desigualdad, aunque en promedio inferior a América Latina. La comparación con África al sur del Sahara es difícil, ya que la gran mayoría de los países de esa región no relevan información de ingreso. Los cinco países africanos incluidos en el gráfico tienen niveles de desigualdad muy altos, comparables con los máximos en Latinoamérica.

⁶³ Lustig (1995), BID (1998), De Ferranti *et al.* (2004), Morley (2001), Bourguignon y Morrison (2002), entre otros.

⁶⁴ Se realizaron ajustes para tener en cuenta diferencias metodológicas (por ejemplo, ingreso per cápita o equivalente, o ingresos antes o después de impuestos).

Figura 6.21
Desigualdad en el mundo
Coefficiente de Gini



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Gasparini, Cruces y Tornarolli (2011).

Nota: Distribución del ingreso per cápita familiar, mediados de los 2000. Cada barra representa el Gini de un país.

De acuerdo con información de la base WIDER para el año 2005, el Gini promedio de los ingresos en América Latina era alrededor de 20 puntos superior al de los países desarrollados y los países del antiguo bloque soviético, 6 puntos superior al de Asia y 5 puntos inferior al promedio de los pocos países africanos incluidos en la comparación.

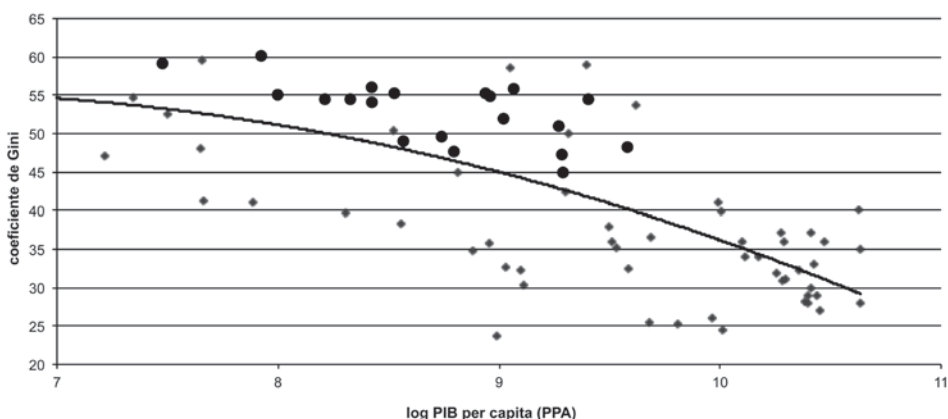
Cuando se utiliza al consumo como base para el cómputo del Gini, las conclusiones no varían significativamente. Los 5 países de América Latina con información relativamente reciente de desigualdad de consumo incluidos en la base WIDER (Bolivia, Ecuador, México, Nicaragua y Perú) figuran entre los 13 países más desiguales del mundo.

Un estudio del Banco Mundial –el *World Development Report 2006*– recolectó coeficientes de Gini en todo el mundo, dividiendo a los países en dos grupos según la desigualdad se compute en función de la distribución del consumo o del ingreso. América Latina participa del primer grupo solo con tres observaciones –Panamá, Perú y Nicaragua– ubicadas en las posiciones 6, 10 y 28 en el ranking de desigualdad (de mayor a menor) sobre un total de 82 economías. Los 5 países con un coeficiente de Gini superior a Panamá (uno de los países latinoamericanos más desiguales) pertenecen todos a África al sur del Sahara, lo cual sugiere que es posible que los países de esa región sean en promedio algo más desiguales que los de América Latina. En la muestra de países donde la desigualdad se calcula a partir de la distribución del ingreso la presencia latinoamericana en los primeros lugares es abrumadora. Haití ocupa el primero lugar seguido de 11 países de América Latina continental. Si bien este

hecho es ilustrativo de la alta desigualdad en la región, es importante tener en cuenta que la muestra de países con Gini de ingreso está integrada casi enteramente por los latinoamericanos, los del este de Europa y de Asia central, y los países desarrollados.

Existe una vasta literatura iniciada por Kuznets (1955) que vincula a la desigualdad con el desarrollo económico. Esa literatura sistemáticamente encuentra que el nivel de desigualdad de los países de América Latina es mayor al esperable de acuerdo con su nivel de desarrollo, usualmente medido a partir del PIB o consumo per cápita.⁶⁵ La figura 6.22 ilustra este “exceso de desigualdad” sobre la base de datos de WIDER: los países de América Latina se ubican todos arriba de la línea de regresión. El coeficiente de una variable binaria que identifica a los países de América Latina en una regresión del Gini contra el PIB per cápita es positivo y altamente significativo (aun controlando por diversos factores potencialmente explicativos de la desigualdad).

Figura 6.22
El exceso de desigualdad de América Latina
PIB per cápita (PPA) y coeficiente de Gini, 2003



Fuente: Gasparini, Cruces y Tornarolli (2011).

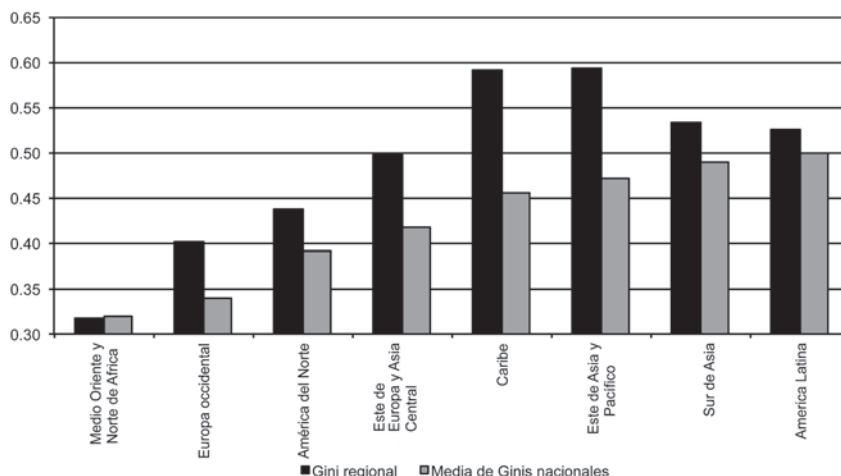
Nota: Países de América Latina marcados con círculos grandes.

La encuesta mundial de Gallup (*Gallup World Poll*) provee nueva evidencia sobre la desigualdad internacional. Aunque las encuestas de Gallup en cada país no son tan extendidas y precisas como las encuestas de hogares nacionales, tienen la gran ventaja de compartir el mismo cuestionario en 132 países del mundo, incluyendo todos los de América Latina. La figura 6.23 reproduce los resultados de Gasparini y Glüzmann (2011), basados en la ronda 2006 de la encuesta mundial de Gallup. Las barras más claras ilustran el promedio no pon-

⁶⁵ Ver, por ejemplo, Londoño y Székely (2000).

derado de los Gini nacionales de cada región. De acuerdo con este criterio, América Latina sería la región en el mundo con países más desiguales (excluyendo África dada la escasez de datos de ingreso en la Gallup en esa región).

Figura 6.23
La desigualdad en el mundo
Coefficientes de Gini
calculados a partir de la Gallup World Poll 2006



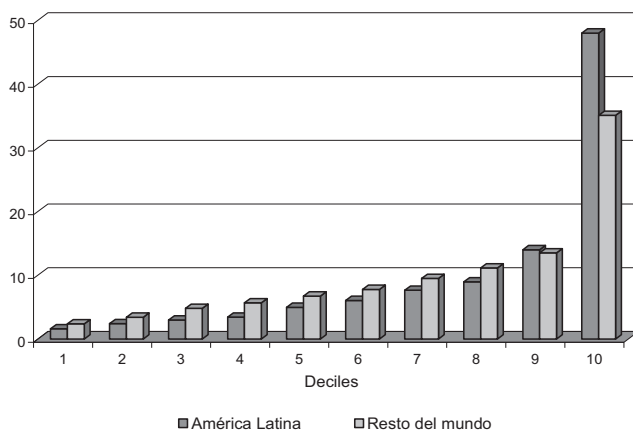
Fuente: Gasparini y Glüzmann (2011).

Cuando se computa la desigualdad global en cada región –es decir, el Gini sobre la distribución del ingreso de todos los individuos que habitan la región, ignorando el país del que provienen y traduciendo sus ingresos a una moneda común– América Latina no resulta la región más desigual; ese lugar lo ocupan ahora el Caribe y el Este de Asia. La razón de este cambio en el ranking de desigualdad mundial es la siguiente: si bien los países de América Latina son relativamente muy desiguales, la dispersión de ingresos medios entre ellos es menor que en otras regiones del mundo. De los datos de Gallup, mientras que el ratio de ingresos medios entre el país más rico y el más pobre en América Latina es menor a 5 (Chile y Bolivia), este ratio es mayor que 8 en el Este de Asia (Hong Kong y Camboya) y más de 10 en el Caribe (Puerto Rico y Haití). Milanovic (2002) encuentra un resultado parecido al estimar la distribución mundial a partir de encuestas de hogares. Milanovic y Yitzhaki (2002) reportan que mientras que solo el 7% de la desigualdad global en América Latina proviene de la desigualdad entre países, la proporción en Asia es 72%. Gasparini y Glüzmann (2011) reportan una descomposición de la desigualdad por regiones del índice de Theil sobre la base de información de la encuesta de Gallup: la proporción de la desigualdad intergrupala (entre

países) es apenas 8% en América Latina, frente a 47% en el Caribe, 32% en el Este de Asia y Pacífico, y 26% en Europa del Este y Asia Central. Los autores encuentran que del total de la desigualdad mundial, aproximadamente la mitad corresponde a desigualdad entre países y la mitad a la desigualdad dentro de los países. Para entender la desigualdad mundial parecen ser tan importantes las desigualdades internas –las mayoritariamente estudiadas por la Economía de la Distribución a nivel micro –como las desigualdades entre países– las estudiadas a nivel macro en la literatura de Desarrollo y Crecimiento.

La evidencia sugiere que los países de América Latina están entre los más desiguales del mundo, posiblemente solo algo por debajo de los de África al sur del Sahara. Es interesante averiguar con más profundidad cuáles son las diferencias en la forma de las distribuciones que terminan traducándose en indicadores de desigualdad relativamente más elevados. Desafortunadamente, el análisis comparativo de distribuciones entre países de distintas regiones del mundo aún se encuentra en una etapa incipiente. La figura 6.24, basada en Bourguignon y Morrison (2002), indica que las distribuciones latinoamericanas se caracterizan por una sustancial mayor participación en el ingreso del decil superior. La participación de ese decil es 13 puntos mayor en América Latina que en el resto del mundo. La contraparte de esa diferencia es una menor participación en los 8 primeros deciles, en magnitudes similares. La participación del decil 9 es semejante en América Latina y el resto del mundo. Aunque el resultado es interesante, es importante recordar que proviene de información frágil y resulta de un conjunto importante de supuestos, lo cual es inevitable dada la escasa disponibilidad de información. Con el avance en la difusión y homogeneización de las bases de datos de las encuestas de hogares del mundo, este tipo de estudios irá ganando en confiabilidad y robustez.

Figura 6.24
Desigualdad en el mundo
Participación de deciles



Fuente: Gasparini (2003), basado en Bourguignon y Morrison (2002).

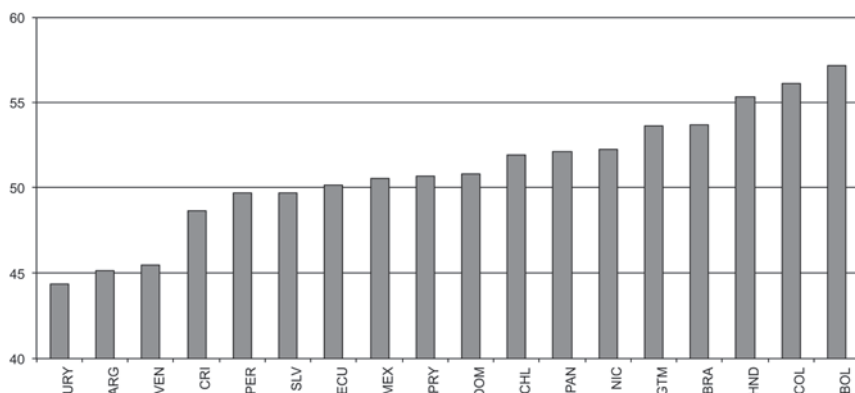
6.8.3. El ranking de desigualdad en América Latina

Los países de América Latina difieren marcadamente en términos de desigualdad. Mientras que el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita familiar es inferior a 45 en Uruguay, ese indicador es casi 60 en Bolivia, una diferencia no solo estadísticamente, sino económicamente muy grande.

El ranking de desigualdad no es completamente robusto a la elección de indicador (las curvas de Lorenz de muchos países se cruzan) o de la variable de nivel de vida escogida, y además varía en el tiempo. El ranking de la figura 6.25 es entonces solamente indicativo. Para construir un ranking actualizado deben consultarse las bases de datos sobre indicadores distributivos mencionadas anteriormente. De cualquier forma, existen algunos rasgos que se repiten sistemáticamente en los estudios. Uruguay y Argentina son países de baja desigualdad relativa en América Latina, tanto en términos de ingreso como de otras variables. Venezuela y Costa Rica aparecen también como economías de baja desigualdad, aunque no en todos los indicadores ni en todos los estudios. En el otro extremo, Bolivia es el país con indicadores de desigualdad más altos. Durante algún tiempo, muchos estudios consideraban a Brasil como la economía más desigual de la región (e incluso del planeta). Esta evaluación ha ido cambiando, en particular gracias al patrón de paulatina reducción de la desigualdad en ese país. De cualquier modo, el país más grande de América Latina sigue caracterizándose por su alto grado de disparidades de ingreso, al igual que en otras variables monetarias y no monetarias. Otros países que sistemáticamente se ubican en posiciones altas en la escalera de

la desigualdad son Colombia en América del Sur y Panamá, Honduras, Nicaragua y Guatemala en América Central. México y Perú aparecen generalmente en posiciones intermedias.

Figura 6.25
La desigualdad en América Latina
Coefficientes de Gini, circa 2009
Distribución del ingreso per cápita familiar



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

La encuesta mundial de Gallup incluye información sobre los dos territorios latinoamericanos caribeños usualmente ignorados en estudios internacionales: Cuba y Puerto Rico. Según los datos de esa encuesta, que están sujetos a varios problemas y son de menor calidad que los de las encuestas de hogares, Cuba es un país de baja desigualdad de ingresos, la menor de América Latina; mientras que Puerto Rico presentaría desigualdad intermedia (Gasparini y Glüzmann, 2011). Este ordenamiento contrasta con el de pobreza, donde Puerto Rico se ubica como un territorio de baja pobreza monetaria y de otras variables, mientras que Cuba aparece como un país con un grado de privaciones materiales relativamente alto.⁶⁶

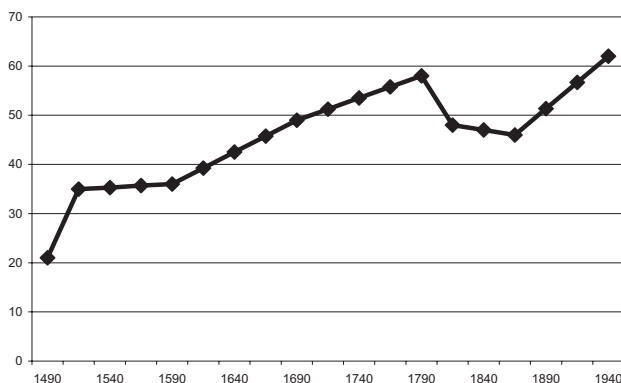
6.8.4. La evolución de la desigualdad en América Latina

Existe un apasionante debate acerca de la persistencia histórica de la desigualdad en América Latina. Una corriente argumenta que las sociedades latinoamericanas han sido altamente desiguales, en términos absolutos y relativos al resto del mundo, desde la época de la conquista por los europeos, lo cual habla de una característica estructural enraizada durante siglos, difícil de cambiar y que atenta contra el desarrollo de la región (Engerman y Sokoloff,

⁶⁶ Desafortunadamente, las restricciones sobre la disponibilidad de información en Cuba impiden realizar comparaciones más rigurosas, basadas en datos de mejor calidad. Esto es especialmente lamentable, dado el lugar central que el caso cubano ha ocupado en el debate político y socioeconómico en América Latina por tanto tiempo.

1997; Engerman, Haber y Sokoloff, 2000; Robinson y Sokoloff, 2003). En contraste, hay quienes sostienen que los niveles de desigualdad de la región no fueron particularmente altos sino hasta el período de desarrollo que experimentó la región hacia fines del siglo XIX y, en consecuencia, son más optimistas sobre las posibilidades de reversión de esa característica. Williamson (2010) por ejemplo, estima que la desigualdad se incrementó fuertemente con la conquista, pero sin llegar a niveles excepcionalmente altos comparados con los de otras regiones en estados de desarrollo semejantes.⁶⁷ Durante el siglo XVI, la desigualdad se contrajo, principalmente por la enorme mortandad de la población indígena, pero creció en los dos siglos siguientes. Las revoluciones y el estancamiento económico de la primera mitad del siglo XIX redujeron los niveles de desigualdad, que se dispararon con la inserción de América Latina en la economía global hacia fines de ese siglo.⁶⁸ Según Williamson (2010), a diferencia de otras regiones del mundo (como Europa o Asia), las mejoras distributivas en el siglo XX fueron modestas. La figura 6.26 resume esta evolución histórica.

Figura 6.26
Evolución histórica de la desigualdad en América Latina
Estimaciones del coeficiente de Gini de Williamson (2010)



Fuente: Williamson (2010).

El debate sobre la desigualdad histórica de América Latina no está saldado. Lo cierto es que los datos usados son tan frágiles que no pasarían ningún estándar actual sobre mediciones distributivas. Esto no implica de ninguna forma desechar los estudios históricos, que pueden ser muy iluminadores sobre las realidades presentes, sino simplemente ser conscientes de sus limitaciones.

Focalicemos la atención ahora en el período más reciente del cual tenemos microdatos relativamente confiables y comparables. La evidencia sugiere que la desigualdad en los 1970

⁶⁷ Williamson (2010) hace las comparaciones fundamentalmente con la Europa occidental preindustrial.

⁶⁸ Ver también Bértola *et al.* (2010) y Prados de la Escosura (2007).

solo aumentó significativamente en el Cono Sur, mientras que descendió en varios países (México, Panamá, Colombia, Perú y Venezuela). Los 1980 han sido caracterizados como la “década perdida” dados los magros resultados en términos de crecimiento económico en la región. También fueron una década perdida en términos distributivos: la mayoría de los países sufrió incrementos en los niveles de desigualdad de ingresos.⁶⁹ Los 1990 tampoco fueron exitosos en el avance hacia la igualdad de ingresos. La evidencia para ese período, ya mucho más robusta que para las décadas anteriores dada la consolidación de las encuestas de hogares en varios países, indica un ligero aumento del promedio de las desigualdades nacionales. Las desigualdades de ingreso se redujeron desde principios de la década del 2000 hasta 2010, última fecha para la que se tienen datos a la hora de escribir este libro. Considerando estos patrones, es posible conjeturar que los niveles de desigualdad en América Latina a comienzos de la segunda década del milenio no son muy diferentes de los prevalecientes en la década del setenta.

La figura 6.27 muestra estimaciones propias de la evolución del promedio de los Gini nacionales desde principios de la década del ochenta. La desigualdad aumentó durante esa década y la siguiente y en el período de crisis económicas de comienzos de los 2000, para luego experimentar una caída considerable. Estas conclusiones son robustas a un conjunto de decisiones metodológicas (como cambios en los indicadores de desigualdad y variables de ingreso utilizados) y se mantienen si en lugar de la media consideramos la mediana o la media ponderada por población de los Gini nacionales. Numerosos autores han remarcado la fuerte caída de la desigualdad en los 2000 y la han asociado a una reducción de la brecha salarial entre trabajadores calificados y no calificados (vinculada a un aumento de la oferta relativa de calificados y una desaceleración de su demanda) y a políticas sociales y laborales más activas, entre otros fenómenos.⁷⁰ La implementación de masivos programas de transferencias monetarias condicionadas ha resultado un factor relevante en muchos países.

⁶⁹ La década de 1980 no fueron una “década perdida” en términos políticos, ya que muchos países recuperaron sus democracias luego de dictaduras militares.

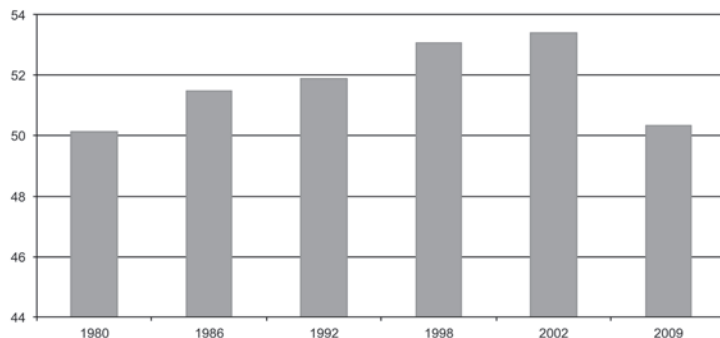
⁷⁰ Ver Azevedo *et al.* (2011), Cornia (2010), Gasparini, Cruces y Tomarolli (2011), Gasparini y Lustig (2011) y López Calva y Lustig (2009).

Figura 6.27

Desigualdad en América Latina

Coefficiente de Gini

Distribución del ingreso per cápita familiar, promedios no ponderados



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares. Los valores de 1980 y 1986 se proyectan en función de datos para 8 y 14 países, respectivamente. Para el resto del período se cuenta con datos para los 17 países de América Latina continental más la República Dominicana.

Nótese que los aumentos de la desigualdad para la región no fueron cuantitativamente muy grandes en cada período, pero acumularon más de 3 puntos del Gini a lo largo de dos décadas, entre 1980 y 2002. La caída en los 2000 fue inédita tanto en términos de signo, como de magnitud.

Mostrar cambios en la media es ilustrativo, pero esconde las realidades nacionales. El aumento de la desigualdad en los noventa, por ejemplo, fue generalizado pero no extendido a todos los países. Gasparini *et al.* (2011) reportan que en 7 de los 17 países considerados la desigualdad no aumentó en esa década. Los autores encuentran que si bien el promedio de los Ginis nacionales resultó casi igual en 1992 y 2006, este resultado fue producto del aumento de la desigualdad en 7 países, la caída en 6 y cambios no significativos en el resto.

La figura 6.28, tomada de ese mismo trabajo, muestra la evolución del coeficiente de Gini en los países de la región en el período 1992-2006. La desigualdad aumentó con claridad en los noventa y principios de los 2000 en Argentina, Colombia, Costa Rica, Ecuador, Honduras, Perú, Uruguay y Venezuela. Pocos países experimentaron caídas significativas de la desigualdad en el período 1992-2006: Brasil y México son dos de los ejemplos más claros.

Distribución funcional

Como discutimos en el capítulo 3, es relevante monitorear la distribución funcional, computando la participación de cada fuente en el ingreso nacional. Desafortunadamente, los estudios distributivos con este enfoque que abarcan toda la región son escasos. El siguiente cuadro reporta la participación del salario en el PIB. En casi todos los países, esa participación ha disminuido o se ha mantenido aproximadamente constante desde los 1980.⁷¹

Remuneración de los asalariados como porcentaje del PIB

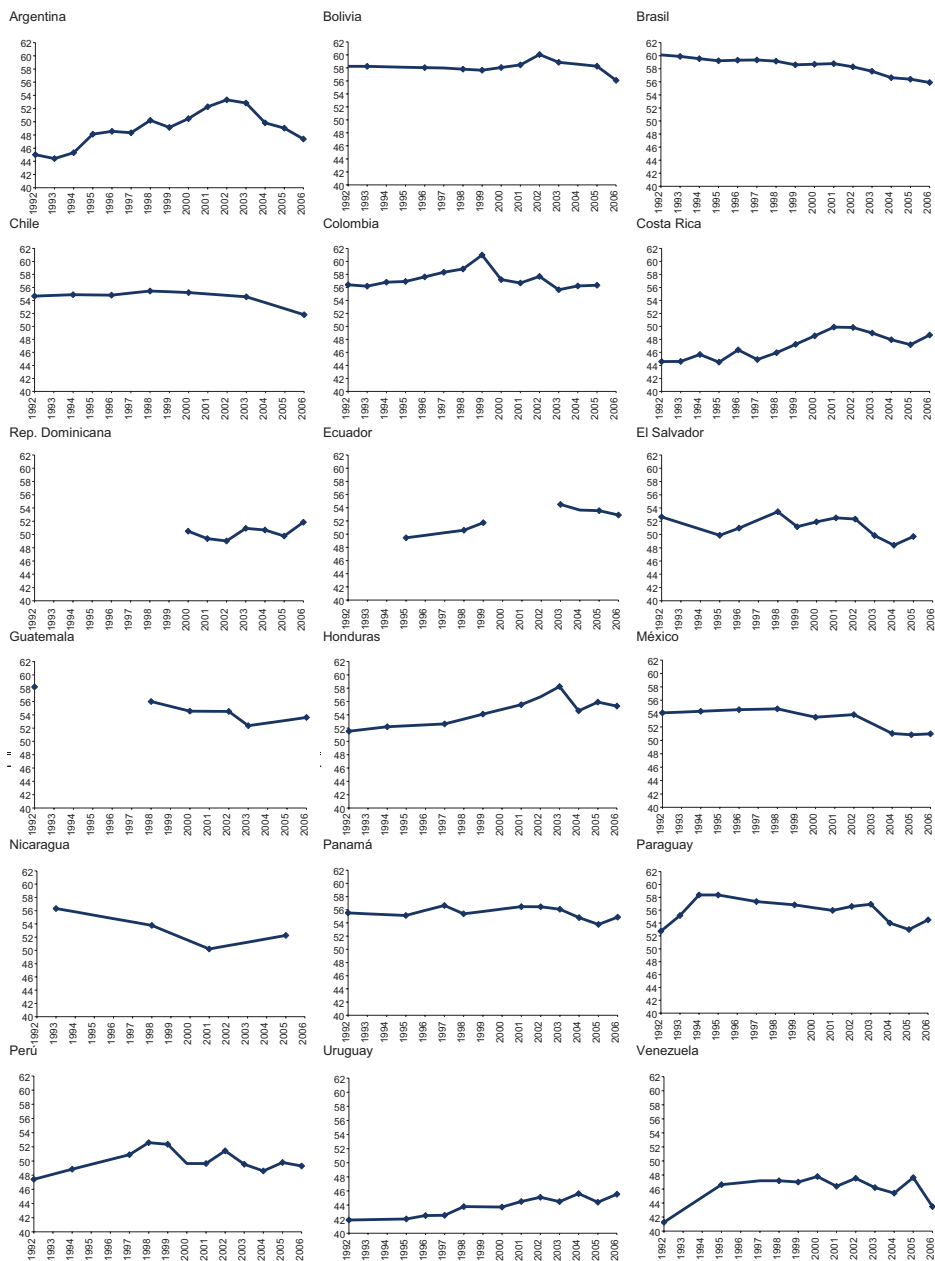
	1985	1990	1995	2000
Argentina			35.5	35.8
Bolivia		34.9	33.0	
Brasil		45.4	38.3	37.9
Chile	35.6	33.8	35.4	
Colombia			35.0	
Costa Rica		43.4	45.7	42.4
Honduras	48.8	48.8	41.8	
México		29.5	31.1	31.3
Panamá	49.0	52.9	47.8	49.8
Paraguay	31.0	24.3	32.6	31.0
Perú			25.2	24.9
Venezuela	35.2	30.7	31.5	29.2

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de CEPAL.

⁷¹ Existen estudios que tratan de armar series de distribución funcional más largas. Lindenboim, Graña y Kennedy (2005), por ejemplo, reportan una caída de la participación del salario desde la década del 50 en Argentina.

Figura 6.28

Evolución del coeficiente de Gini en los países de América Latina



Fuente: Gasparini, Cruces y Tomarolli (2011).

¿Cómo se compara la evolución de la desigualdad de ingresos en América Latina respecto de otras regiones del mundo? El cuadro 6.14 muestra coeficientes de Gini provenientes de una muestra común de países en el mundo y un número pequeño de estudios metodológicamente consistentes. Según estas estimaciones, la media del Gini en América Latina ha sido significativamente mayor que en Asia, los países desarrollados y Europa del Este en las últimas cuatro décadas.⁷² Hay indicios de una pequeña reducción en la brecha de desigualdad con los países de Asia y Europa del Este, dos regiones que experimentaron fuertes transformaciones económicas potencialmente desigualadoras en los 1990.

Cuadro 6.14
Desigualdad en el mundo
Cambio en el coeficiente de Gini del ingreso per cápita familiar

Región	1970s	1980s	1990s	2000s
<i>Niveles</i>				
América Latina y el Caribe	48.8	51.2	52.5	52.1
Asia	39.0	39.3	40.1	44.2
Países desarrollados	28.2	28.4	29.8	30.3
Europa del Este	25.6	26.5	29.7	34.1
<i>Cambios</i>				
		70s-80s	80s-90s	90s-00s
América Latina y el Caribe		2.4	1.3	-0.5
Asia		0.2	0.8	4.1
Países desarrollados		0.2	1.4	0.4
Europa del Este		0.9	3.2	4.4
<i>Diferencia ALC vs. Resto (puntos del Gini)</i>				
Asia	9.8	11.9	12.5	7.9
Países desarrollados	20.6	22.8	22.7	21.8
Europa del Este	23.2	24.7	22.9	18.0

Fuente: Gasparini, Cruces y Tornarolli (2011).

Las comparaciones antes de la década de 1970 se vuelven más difíciles, dada la escasez o inexistencia de encuestas de hogares. Es posible estudiar algunos aspectos de la distribución del ingreso utilizando datos de declaraciones impositivas, disponibles en algunos casos desde hace más de 100 años. Atkinson, Piketty y Saez (2011) resumen esa literatura, especialmente relevante en los países desarrollados, concluyendo que la participación de los ingresos altos se redujo en todos los países en la primera mitad del siglo XX, afectada por las guerras y la Gran Depresión, y se incrementó nuevamente en varios de ellos en las últimas décadas del siglo, especialmente a partir del aumento de la participación de los ingresos salariales altos (por ejemplo, los honorarios de ejecutivos). Alvaredo (2010) encuentra un patrón semejante en el único país latinoamericano estudiado con esta metodología (Argentina).

⁷² Ver Bourguignon y Morrison (2002) y Deininger y Squire (1996) quienes arriban a semejantes conclusiones.

Las comparaciones más atrás en el tiempo son naturalmente aun más difíciles, a menudo con resultados poco confiables y robustos. Es creciente el uso de *tablas sociales*, con información de ingresos medios de grupos sociales. Sobre la base de estas tablas Milano-
vic, Lindert y Williamson (2009) han estimado coeficientes de Gini para varias sociedades preindustriales.⁷³ Lamentablemente, ninguna de estas estimaciones incluye a las sociedades americanas precolombinas, aunque sí a algunas del siglo XIX (Nueva España, 1790, Chile 1861, Brasil, 1872 y Perú, 1876). Las estimaciones para años anteriores provienen de fuentes fragmentarias y de estimaciones sobre la base de regresiones o extrapolaciones de resultados para otras regiones (Williamson, 2010).

6.8.5. Desigualdad global en América Latina

Consideremos a América Latina como una gran unidad política (“el sueño bolivariano”), ignorando sus divisiones en naciones independientes. La desigualdad global en esa extensa área geográfica es el resultado de la desigualdad dentro de cada país y de la desigualdad entre naciones, cálculo que exige llevar los ingresos nacionales a monedas comparables. Londoño y Székely (2000) computan indicadores de desigualdad para la región a partir de las curvas de Lorenz en percentiles de cada país y concluyen que la desigualdad cayó en los 1970 y se incrementó en los 1980 y primera mitad de los 1990. El ratio de ingresos medios en los quintiles extremos pasó de 22.9 en 1970 a 18.0 en 1982, para volver a 22.9 en 1991 y subir a 24.4 en 1995. Los autores concluyen que tanto el nivel como el cambio de la desigualdad global son principalmente el resultado de diferencias dentro de cada país, más que entre países.

Utilizando microdatos de todos los países de la región para el período 1992-2006 Gasparini, Glüzmann, Sánchez y Tornarolli (2008) encuentran aproximadamente el mismo patrón para la desigualdad global que para el promedio de las desigualdades nacionales: incremento en los 1990 y caída en los 2000.

Los cambios en la desigualdad global pueden ser analizados a través de una descomposición. Los resultados del primer panel del cuadro 6.15 muestran que la desigualdad entre países da cuenta de una fracción pequeña, aunque creciente, de la desigualdad latinoamericana global. El segundo panel muestra los resultados de una descomposición del cambio en el Theil (Tsakloglou, 1993). La desigualdad global, medida por el Theil cayó 4.1 puntos entre 1992 y 2006. Esa reducción se explica enteramente por la caída en las desigualdades internas, dado que el componente inter-países es positivo.

⁷³ Los autores sostienen que el Gini de las sociedades antiguas no era muy diferente del de las sociedades preindustriales actuales, pero que el ratio de extracción, es decir, cuánto de la desigualdad potencial se convierte en desigualdad real, era mucho mayor en la antigüedad.

Estos resultados merecen una inspección más cercana. El componente intragrupal de la desigualdad global es un promedio ponderado de los cambios en los Theils nacionales. Dado que los ponderadores son las participaciones de cada nación en el ingreso total latinoamericano, Brasil y México juegan un papel decisivo en ese resultado (los dos países reúnen el 72% del ingreso en la muestra de encuestas de hogares utilizada). La caída en el componente intragrupal está fuertemente afectada por la significativa caída de la desigualdad en las dos principales economías latinoamericanas.

Cuadro 6.15
Desigualdad global en América Latina
Descomposición de la desigualdad, por país
Índice de Theil

Nivel	Total	Efecto		
		Inter-grupal	Intra-grupal	% Inter-grupal
1992	67.8	2.3	65.5	3.4%
2006	63.7	3.9	59.8	6.1%
Cambio 92-06				
Cambio 92-06	Total	Efecto		
		Inter-grupal	Intra-grupal	Participación
	-4.1	3.3	-7.2	-0.2

Fuente: Gasparini *et al.* (2008).

6.8.6. Desigualdad global en el mundo

En los últimos años, gracias a la mayor disponibilidad de datos y el debate sobre la globalización, se ha intensificado el estudio de la desigualdad entre todos los habitantes del mundo considerado como una unidad sin divisiones políticas.⁷⁴ Existen dos enfoques metodológicos para realizar estos cálculos. El primero usa datos exclusivamente de encuestas de hogares en, idealmente, todos los países del mundo (Milanovic, 2002, 2009). El segundo estima la distribución del ingreso en cada país (i) anclando el ingreso a la evolución del PIB o consumo per cápita y (ii) estimando la forma de la distribución a partir de datos de participaciones de cuantiles o coeficientes de Gini, asumiendo en general distribuciones log-normales (Bourguignon y Morrison, 2000; Pinkovskiy y Sala-i-Martin, 2009).⁷⁵ En ambas propuestas de medición de la desigualdad global es clave el papel de los ajustes por paridad de poder adquisitivo (Deaton, 2010).

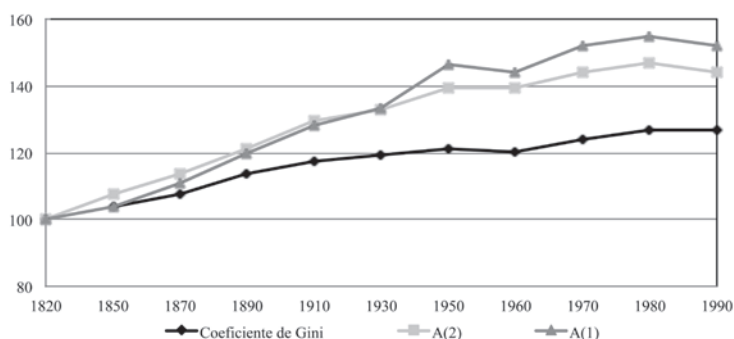
⁷⁴ Milanovic (2005) distingue tres enfoques posibles para estudiar desigualdad internacional: (i) comparar los ingresos medios de cada país, (ii) comparar los ingresos medios de cada país ponderados por su población y, (iii) comparar ingresos de toda la población mundial ignorando la división en países. Este tercer criterio, que recibe el nombre de desigualdad global, es el estudiado en esta sección.

⁷⁵ Anand y Segal (2008) resumen y discuten esta literatura.

Utilizando microdatos de encuestas de hogares Milanovic (2009) encuentra que el coeficiente de Gini mundial ha aumentado desde 68.4 en 1988 a 70.8 en 2002, un valor superior al de cualquier país. El 5% más rico de la población mundial obtiene cerca de un tercio del ingreso global. La participación del componente intergrupales es muy grande: aproximadamente el 70% de la desigualdad global proviene de diferencias de ingreso entre países.⁷⁶

El enfoque basado en Cuentas Nacionales y datos distributivos agregados es más cuestionable, pero más sencillo de implementar. Con esa metodología Bourguignon y Morrison (2002) estiman la desigualdad global desde 1820 (figura 6.29).⁷⁷ La desigualdad ha aumentado de forma sostenida desde la Revolución Industrial, con una caída recién en los últimos años.

Figura 6.29
Desigualdad global
Índices base 1820 = 100



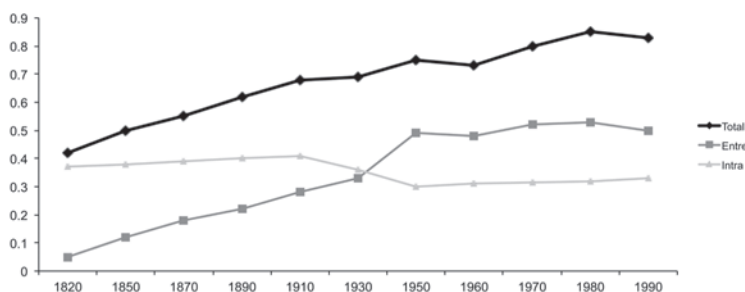
Fuente: Elaboración propia sobre la base de Atkinson y Brandolini (2010), basado en datos de Bourguignon y Morrison (2000).

La figura 6.30 reporta los resultados de la descomposición del $E(0)$ o desvío medio logarítmico, en un componente inter-países y uno intra-países. El incremento de la desigualdad entre 1820 y la Primera Guerra Mundial se debió en parte al aumento de las desigualdades internas, pero en especial al aumento de la desigualdad entre países. Ese aumento se exacerbó hasta mediados del siglo XX, compensando una reducción de las desigualdades internas. Desde entonces, las desigualdades entre países dejaron de crecer a medida que Japón y algunos países del este de Asia primero y luego China e India comenzaron a crecer a tasas más aceleradas que Europa y Estados Unidos. Ferreira y Ravallion (2009) reportan que los cambios en la desigualdad global en la segunda mitad del siglo XX fueron mucho menos significativos que en los 130 años anteriores.

⁷⁶ Usando el marco conceptual del comienzo del capítulo, el país de residencia es en gran medida una variable dada para los individuos. En consecuencia, la desigualdad mundial, en tanto determinada por diferencias entre países, es en gran parte inequitativa.

⁷⁷ Dadas las deficiencias informativas y los cambios geopolíticos desde 1820, en lugar de trabajar con países, los autores agrupan a las naciones en bloques.

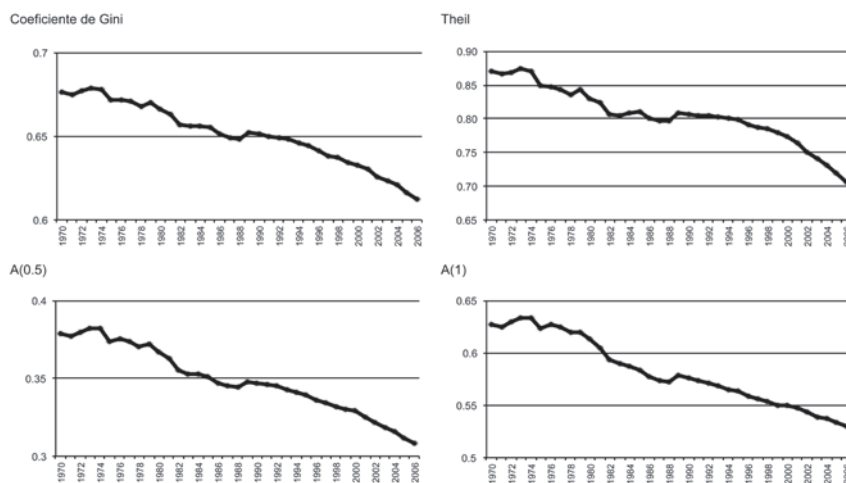
Figura 6.30
Descomposición de la desigualdad global: entre países y dentro de los países
Desvío medio logarítmico



Fuente: Ferreira y Ravallion (2009), basado en datos de Bourguignon y Morrison (2000).

Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009) asumen una distribución log-normal, donde la media es aproximada con el PIB per cápita a PPA y la varianza es estimada por mínimos cuadrados de información de participaciones de quintiles reportados en la base WIDER.⁷⁸ Los autores encuentran que la desigualdad mundial cayó desde la década del setenta de manera significativa (figura 6.31).

Figura 6.31
Desigualdad en el mundo
De Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009)

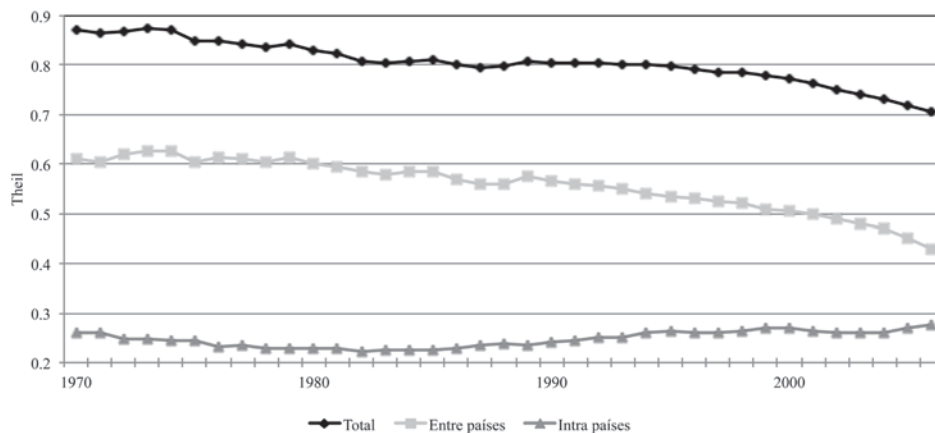


Fuente: Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009).

⁷⁸ Sala-i-Martin (2006) realiza un ejercicio semejante sobre la base de estimaciones por *kernels*, en lugar de paramétricas.

La caída de la desigualdad en el mundo está fuertemente determinada por el desempeño positivo de algunas economías asiáticas, fundamentalmente China. El ascenso económico de millones de habitantes de ese país asiático (y crecientemente de millones de ciudadanos de la India), que hace unas décadas estaban entre las personas más pobres del mundo, implicó un fuerte movimiento igualador a escala global. La figura 6.32, tomada de Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009), indica que la caída de la desigualdad global es producto de una reducción de la desigualdad entre países, y no de una reducción en las desigualdades internas.

Figura 6.32
Desigualdad en el mundo
Descomposición del Theil



Fuente: Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009).

Apéndice: En la práctica

Índice de Gini

En este apartado se muestra cómo puede calcularse el índice de Gini, que aparece en varias tablas a lo largo del texto del capítulo. En primer lugar, se muestra una manera relativamente sencilla de hacerlo. Luego, se presenta un programa que también permite computarlo. Como en los capítulos anteriores, utilizamos encuestas de hogares ya procesadas.

El índice de Gini se computa para la variable de ingreso per cápita familiar. Como se discutió en el cuerpo capítulo, las medidas de desigualdad las calculamos excluyendo a los individuos con ingreso cero. En las líneas 3-7 se almacenan el número de observaciones ponderadas y la media del *ipcf* en las macros locales *obs* y *media*, respectivamente. En la línea 8, las observaciones se ordenan de menor a mayor según su *ipcf*. La variable *aux* contiene la suma acumulada de la variable de ponderación *pondera*; también aquí solo se consideran a las observaciones con *ipcf* positivo (ver línea 9). En la línea 10 se computa la posición en el ranking de ingresos de cada observación; notar que se tienen en cuenta los ponderadores – la posición en el ranking (ver variable *i*) de ingresos de cada observación se computa como

$$i = aux - \frac{pondera}{2} + \frac{1}{2}$$

La fórmula anterior computa la ubicación promedio en el ranking de ingresos de cada encuestado. Un ejemplo se presenta en el cuadro A.1.a. Cuando no se utilizan ponderadores (es decir, *pondera*=1 para todos los individuos), la ubicación en el ranking de cada observación queda computada simplemente como el número de observación ($i = n-1/2+1/2$), como se muestra en el cuadro A.1.b.

Cuadro A.1.a: Ejemplo de Gini con ponderadores

<i>ipcf</i>	<i>pondera</i>	<i>aux</i>	<i>i</i>
100	50	50	25.5
150	100	150	100.5
200	50	200	175.5
250	100	300	250.5

Cuadro A.1.b: Ejemplo de Gini sin ponderadores

ipcf	pondera	aux	i
100	1	1	1
150	1	2	2
200	1	3	3
250	1	4	4

Luego, se genera la variable `aux2` para computar cada término de la sumatoria que aparece en la fórmula del Gini presentada en la ecuación (4.14) del texto (ver línea 11); es decir,

$$G = 1 + \frac{1}{N} - \frac{2}{\mu N^2} \sum_{i=1}^N x_i (N+1-i) \quad x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_N$$

donde N es el número de observaciones, μ es la media del ingreso, y x_i es el ingreso del individuo i . La línea 13 calcula el coeficiente de Gini, almacenando el resultado en la macro local `gini`; notar que en el último término aparece la suma ponderada de la variable `aux2` (ver valor almacenado en `r(sum)`). Para finalizar, la línea 14 muestra el contenido de la macro local `gini`.

```

1 * cap6-gini-simple.do
2
3 summ ipcf [w=pondera] if ipcf>0
4 * poblacion de referencia
5 local obs = r(sum_w)
6 * media ingreso
7 local media = r(mean)
8 sort ipcf
9 gen aux = sum(pondera) if ipcf>0
10 gen i = (2*aux - pondera + 1)/2
11 gen aux2 = ipcf*(`obs'-i+1)
12 summ aux2 [w=pondera]
13 local gini = 1 + (1/`obs') - (2/(`media'*`obs'^2)) * r(sum)
14 display "gini = `gini'"

```

El bloque de código siguiente muestra un programa que también puede emplearse para computar el coeficiente de Gini. En este caso, se permite al usuario especificar (1) la variable de la que quiere computarse el Gini, (2) el factor de expansión a utilizar en el cálculo, y (3) una condición *if* para determinar las observaciones que participan del cómputo del Gini. Así, una forma posible de invocar este programa es

```

. gini ipcf [w=pondera] if ipcf>0 & urbano==1
(importance weights assumed)
Gini ipcf = 0.5099

```

El programa que se describe funciona agregando al Stata un nuevo comando, `gini`. La líneas 4 y 41 encierran el código del programa `gini`. Así, cada vez que el usuario invoque a este nuevo comando, se ejecutarán las sentencias contenidas entre dichas líneas. La sentencia

syntax (ver línea 5) se utiliza para que el programa `gini` se comporte como cualquiera de los comandos de Stata; en este caso, se trata de un programa que requiere de una variable para funcionar al mismo tiempo que, opcionalmente, acepta la utilización de ponderadores y la condición `if`. Así, si el usuario no especifica la variable de la que desea obtener el índice de Gini, recibirá el mensaje de error “`varlist required`”. Como en casos anteriores, la condición `if` se implementa utilizando las sentencias `preserve`, `marksample` y `keep` (ver líneas 8-13). En la línea 15 se asigna a la macro local `wt` el nombre de la variable que se emplea como ponderador de cada observación en la base de datos. Si el programa fue invocado sin ponderadores, las líneas 16-18 asignan a la macro local `wt` un valor igual a uno. En la línea 20 se ejecuta el comando `summarize` para la variable de ingreso – contenida en la macro local `varlist` - utilizando ponderadores; luego, se almacenan en las macros locales `media` y `obs` el ingreso promedio y la población de referencia (es decir, la suma de los factores de expansión), respectivamente. En la línea 28 se crean las variables temporales (*i.e.*, que solo existen dentro del programa `gini`) `each`, `i` y `aux`; de esta manera se evita que las variables intermedias generadas por este programa se superpongan con las ya existentes en la base de datos. Las líneas 30-34 son similares a las presentadas más arriba pero hacen referencia a dichas variables temporales. La línea 36 almacena el coeficiente de Gini calculado en `r(gini)`. Por último, la línea 40 muestra el resultado en pantalla. Cabe hacer notar que el código de las líneas 7-38 se encuentra contenido dentro del comando `quietly` de la línea 6; así, las sentencias contenidas en dichas líneas de código no muestran resultados en pantalla.⁷⁹

```

1 * cap6-gini.do
2
3 capture program drop gini
4 program define gini, rclass
5   syntax varlist(max=1) [if] [iweight]
6   quietly {
7
8     preserve
9
10    * touse = 1 -> observacion si cumple if & !=.
11    * touse = 0 -> observacion no cumple if | ==.
12    marksample touse
13    keep if `touse' == 1
14
15    local wt : word 2 of `exp'
16    if "`wt'"==" " {
17      local wt = 1
18    }
19
20    summ `varlist' [`weight' `exp']
21    * poblacion de referencia
22    local obs=r(sum_w)
23    * media ingreso
24    local media=r(mean)

```

⁷⁹ Se sugiere al lector que sea particularmente cuidadoso en el empleo del comando `quietly`; en particular, mientras se desarrolla una nueva aplicación. En general, nos interesa ver resultados en pantalla mientras trabajamos un código nuevo.

```

25
26     sort `varlist'
27
28     tempvar each i aux
29
30     gen `aux' = sum(`wt')
31     gen `i' = (2*`aux'-`wt'+1)/2
32     gen `each' = `varlist'*(`obs'-`i'+1)
33     summ `each' [`weight'`exp']
34     local gini = 1 + (1/`obs') - (2/(`media'*`obs'^2)) * r(sum)
35
36     return scalar gini = `gini'
37
38     restore
39 }
40 display as text "Gini `varlist' = " as result %5.4f `gini'
41 end

```

A modo de ejercicio, el lector puede replicar alguno de los resultados que aparecen en la figura 4.4 del texto.

Índice de Theil

El código siguiente puede utilizarse para calcular el índice de Theil introducido en la sección 6.4.5 de este capítulo (ver cuadro 6.4). En primer lugar, se computa el ingreso per cápita familiar promedio considerando únicamente a los individuos con `ipcf` positivo (ver líneas 3-4). Luego, se genera la variable `each` que almacena cada uno de los términos que se suman para computar el índice de Theil (línea 6). La línea 7 se emplea para obtener (1) la suma ponderada de la variable `each` (ver `r(sum)` luego de un `summarize`), y (2) la población de referencia (ver `r(sum_w)` luego de un `summarize`). En la línea 8 se computa el índice de Theil como el cociente entre (1) y (2). Por último, se muestra el resultado (ver línea 10).

$$T = \sum_{i=1}^N \frac{w_i}{N} \frac{y_i}{\mu} \ln \left(\frac{y_i}{\mu} \right)$$

```

1 * cap6-theil-simple.do
2
3 summ ipcf [w=pondera] if ipcf>0
4 local media = r(mean)
5
6 gen each = ipcf/`media'*ln(ipcf/`media')
7 summ each [w=pondera]
8 local theil = (r(sum)/r(sum_w))
9
10 display "Theil = `theil'"

```

Se deja como ejercicio para el lector la elaboración de un programa que calcule el índice de Theil; idealmente, que permita utilizar ponderadores y condiciones *if*.

Índice de Atkinson

En este apartado se muestra cómo puede computarse el índice de Atkinson (ver sección 6.4.6). El cómputo de dicho indicador no agrega ninguna dificultad respecto de lo visto para el caso de los coeficientes de Gini y Theil. En primer lugar se asigna a la macro local `epsilon` el valor correspondiente al coeficiente de aversión a la desigualdad (ver línea 4). Las líneas 6-8 almacenan en las macros locales `obs` y `media` la población de referencia y el `ipcf` promedio, respectivamente; el mismo procedimiento se utilizó anteriormente para calcular otros indicadores. En las líneas 10-21 se utiliza una condición `if-then-else` para determinar qué fórmula debe utilizarse para computar el coeficiente de Atkinson, dependiendo del valor que se asigne al coeficiente de aversión a la desigualdad (ver macro local `epsilon`).⁸⁰ Las líneas 11-15 calculan el coeficiente de Atkinson cuando `epsilon = 1`; se utiliza la fórmula

$$A = 1 - \frac{\left(\exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln x_i\right) \right)}{\mu}$$

donde A es el coeficiente de Atkinson, x_i es el ingreso del individuo i , N es el número de observaciones, y μ es la media de los ingresos. Luego, las líneas 17-21 computan el coeficiente de Atkinson cuando `epsilon` es diferente de 1; en este caso la fórmula es (ver ecuación (4.48) del texto)

$$A = 1 - \frac{\left(\sum_{i=1}^N x_i^{1-\varepsilon} / N \right)^{\frac{1}{1-\varepsilon}}}{\mu}$$

donde ε es el coeficiente de aversión a la desigualdad. Por último, la línea 23 muestra los resultados.

```
1 * cap6-atk-simple.do
2
3 * parametro aversión desigualdad
4 local epsilon = 0.5
5
6 summ ipcf [w=pondera] if ipcf>0
7 local obs = r(sum_w)
8 local media = r(mean)
9
10 * epsilon == 1
11 if `epsilon' == 1 {
```

⁸⁰ La utilización de condiciones `if-then-else` se explica con detalle en el Apéndice I del libro.

```

12 generate each = ln(ipcf/`media')
13 summ each [w=pondera]
14 local atk = 1 - exp(1/`obs'*r(sum))
15 }
16 * epsilon != 1
17 else {
18 generate each = (ipcf/`media') ^ (1-`epsilon')
19 summ each [w=pondera]
20 local atk = 1 - (r(sum)/`obs') ^ (1/(1-`epsilon'))
21 }
22
23 display as text "Atkinson(e=`epsilon') = " as result `atk'

```

Se deja como ejercicio para el lector la elaboración de un programa que permita computar el índice de Atkinson, aceptando como opción el valor para el coeficiente de aversión a la desigualdad.

CAPÍTULO 7

DESIGUALDAD Y EXTENSIONES

- 7.1. Introducción
- 7.2. Desigualdad no monetaria
- 7.3. Desigualdad multidimensional
- 7.4. Desigualdad entre grupos
- 7.5. Polarización, segregación y clases
- 7.6. Desigualdad de oportunidades
- 7.7. Movilidad
- 7.8. Bienestar agregado
- Apéndice: en la práctica

7.1. Introducción

En el capítulo anterior estudiamos la desigualdad restringiendo el análisis al espacio unidimensional de alguna variable monetaria. Sin embargo, es claro que en el mundo real las inequidades se manifiestan en múltiples dimensiones. Las personas difieren en sus niveles de ingreso y consumo, pero también en el acceso a servicios públicos básicos como agua y saneamiento, en el acceso a la educación, la salud, la seguridad y una vivienda digna, y en sus posibilidades de participar activamente en el mercado laboral, en la vida comunitaria y en las decisiones políticas. Si bien muchos de estos factores están correlacionados con el ingreso, restringir el análisis solo al aspecto monetario resulta en una simplificación excesiva de la visión de las inequidades sociales.

La sección 7.2 de este capítulo comienza por tratar el problema de la medición de la desigualdad en variables no monetarias, presentando ejemplos de disparidades educativas, sanitarias y de acceso a vivienda, servicios básicos y bienes durables. La sección 7.3 aborda el tema de la medición de la desigualdad en un marco multidimensional, cubriendo las dos principales alternativas: el análisis independiente por atributo y los índices multidimensionales.

El típico estudio distributivo considera a las personas (u hogares) como unidades primarias de análisis. En la sección 7.4 de este capítulo ubicamos a las personas dentro de grupos caracterizados por alguna variable común: región de residencia, nivel educativo, género o etnia. El estudio de la desigualdad entre grupos es útil como forma de entender la desigualdad agregada y como instrumento para focalizar la política económica. La sección 7.5 profundiza el análisis de la distribución por grupos revisando la literatura de polarización y segregación, de mayor tradición en otras ciencias sociales y de creciente relevancia en economía. En ciertos enfoques analíticos y en muchas discusiones políticas es usual agrupar a las personas según su fuente de ingreso (trabajadores y capitalistas) o su clase social (baja, media, alta). La sección 7.5 también incluye algunos desarrollos sobre estos puntos.

Como discutimos en el capítulo anterior, posiblemente la concepción de equidad más generalmente aceptada sea la de igualdad de oportunidades. Las diferencias en las condiciones que enfrentan las personas para desarrollar sus vidas son más relevantes que las diferencias en los resultados efectivos, ya que estos están en parte determinados por elecciones voluntarias. Pese a su atractivo, la medición de la igualdad de oportunidades enfrenta varios problemas de implementación. La literatura específica recién se está desarrollando, por lo que este tema ocupa todavía un lugar secundario. Es muy probable que con el tiempo la desigualdad de oportunidades merezca un lugar más protagónico que el que ocupa en este libro. En la sección 7.6 de este capítulo tratamos de hacer algo de justicia con esta naciente literatura.

En el capítulo anterior estudiamos la desigualdad desde una perspectiva estática. En la realidad, en cambio, las distribuciones del ingreso están en permanente movimiento. El estudio de la movilidad de ingresos tiene fuertes implicancias normativas. Se sostiene que la desigualdad es menos preocupante si ocurre en un contexto de movilidad social que en un escenario rígido, con escasas expectativas de cambio. La sección 7.7 de este capítulo provee un resumen de algunos de los principales instrumentos para estudiar movilidad social desde una perspectiva empírica.

La evaluación del desempeño de una sociedad debe realizarse considerando la distribución del nivel de vida en su conjunto y no solo alguna de sus características, como su dispersión (aproximada mediante alguna medida de desigualdad), o su posición central (aproximada usualmente por la media). La literatura de bienestar agregado ha desarrollado instrumentos para evaluar distribuciones y ordenarlas en términos de preferencias sociales. La sección 7.8 presenta algunos de estos instrumentos con aplicaciones al caso latinoamericano.

7.2. Desigualdad no monetaria

Existen argumentos que fomentan la extensión de la medición de la desigualdad a variables no monetarias. Desde una perspectiva utilitarista, se sostiene que el ingreso no contiene toda la información necesaria para captar el bienestar individual. Quienes priorizan la concepción de igualdad de oportunidades encuentran esencial evaluar las disparidades en el acceso a variables no monetarias (como educación y salud) que determinan las condiciones sobre las cuales una persona puede desarrollarse. Alternativamente, existen argumentos que otorgan valor normativo a la igualdad en la distribución de ciertos bienes particulares (por ejemplo, educación).¹

7.2.1. Medición de la desigualdad no monetaria

La desigualdad en una variable no monetaria q puede analizarse de dos formas alternativas. La primera consiste en estudiar la distribución *conjunta* de q y una variable de bienestar x (típicamente el ingreso), mientras que en la segunda se mide la desigualdad en la distribución de q con independencia de la distribución de x . Mientras que el segundo caso la medición de la desigualdad sigue una lógica semejante a la del capítulo anterior, el primer caso exige desarrollar medidas de la relación entre las distribuciones de dos variables.

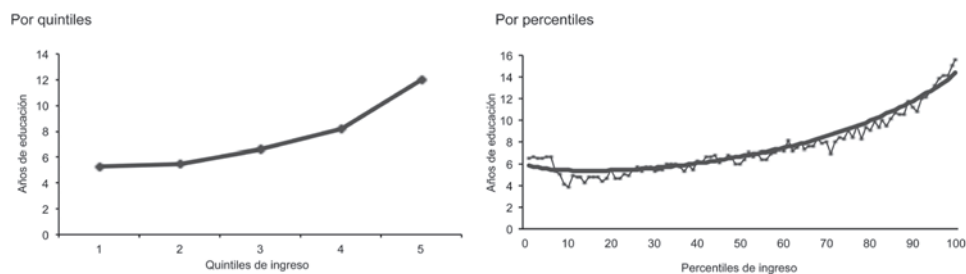
¹ Ver Tobin (1970) para una defensa del igualitarismo específico.

Relación con el ingreso

Cuando se trata de documentar disparidades en variables no monetarias, una práctica usual consiste en reportar diferencias a lo largo de la distribución del ingreso (u otra *proxy* del bienestar). A modo de ejemplo, mientras que un adulto (25-65 años) típico del primer quintil de la distribución del ingreso en Colombia en el año 2006 contaba con solo 5 años de asistencia a la escuela, su contraparte en el quintil superior de ingresos tenía 12 años de educación formal. Estas mediciones no reflejan una preocupación por la desigualdad educativa *per se*, sino por la asociación entre educación e ingreso. El hecho particularmente preocupante no es que las personas difieran en sus logros educativos, sino que estos sean muy diferentes entre personas situadas en estratos socioeconómicos distintos. Las mediciones buscan entonces documentar el *gradiente* de la variable no monetaria, es decir, la forma en que los valores de esta variable se modifican a medida que cambia la variable de bienestar.

La práctica más usual es sencilla y consiste en mostrar los valores promedio (o medianos) de la variable o atributo no monetario para diferentes centiles de la distribución del ingreso. La figura 7.1 muestra los años de educación promedio de la población adulta en Colombia por quintiles y por percentiles. En el último caso, dada la escasa cantidad de observaciones, el gráfico revela demasiada variabilidad, por lo cual es conveniente aplicar algún procedimiento de suavizado. Las técnicas no paramétricas resultan ideales en este contexto. El segundo panel de la figura 7.1 incluye una estimación no paramétrica (método de *lowess*) de la relación entre años de educación y el percentil de ingreso per cápita familiar.

Figura 7.1
Años de educación por quintiles y percentiles
Colombia 2006



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la GEIH 2006, Colombia.

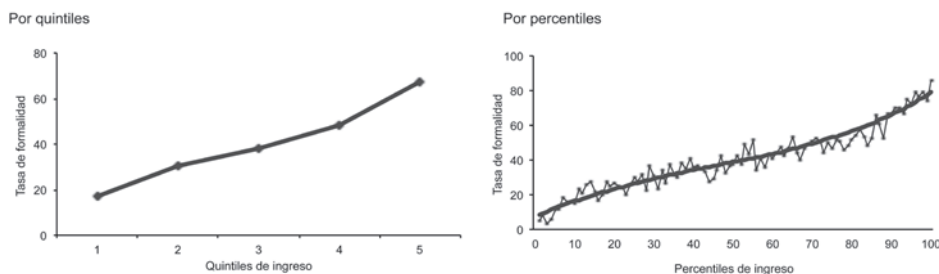
Nota: Observaciones ordenadas por ingreso per cápita familiar.

Este método gráfico sencillo también puede aplicarse al caso de variables binarias. La figura 7.2 muestra el promedio de la variable binaria *trabajador formal* para el conjunto de la población empleada en El Salvador en 2007, clasificada según nivel de ingreso per cápita familiar. A medida que consideramos percentiles de ingreso inferiores, el acceso a un trabajo formal se vuelve más infrecuente.

Figura 7.2

Acceso a un trabajo formal

Proporción de trabajadores con empleo formal



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la EPH 2007, El Salvador.

Nota 1: Observaciones ordenadas por ingreso per cápita familiar.

Nota 2: Trabajador formal=1 si es empleado en firma grande, empleado en el sector público, patrón o trabajador independiente con educación superior completa. Ver Gasparini y Tornarolli (2009) para definiciones alternativas de informalidad laboral.

Resulta útil medir el grado de asociación entre la variable no monetaria q y el ingreso x . Un enfoque simple consiste en correr una regresión log-lineal, $q_i = \alpha + \beta \ln x_i + \varepsilon_i$, y reportar el valor del parámetro β , que indica el cambio en q ante un cambio proporcional de x . El cuadro 7.1 muestra esos coeficientes para la relación entre años de educación e ingreso para la población adulta de varios países de América Latina. En todos los casos, los coeficientes son positivos y significativos.

Con el mismo esquema es posible analizar la relación entre q y x condicionando en otros factores. En este caso, el modelo sería $q_i = \alpha + \beta \ln x_i + \gamma Z_i + \varepsilon_i$, donde Z es un vector de controles. En la última columna del cuadro 7.1 se presentan las estimaciones de β al controlar por edad, género y ubicación geográfica de la persona. Los coeficientes se mantienen positivos y significativos. Nótese que la asociación entre años de educación e ingreso es más fuerte en el caso de Guatemala y México, que en Argentina y Colombia. Mientras que en Argentina un aumento del ingreso del 10% está asociado a un incremento de aproximadamente 0.22 años de educación, en México el aumento es de 0.26 años (usando la regresión sin controles).

Cuadro 7.1

Coefficientes de una regresión años de educación – ingreso per cápita familiar

	Año	Sin controles	Con controles
Argentina	2008	2.19***	2.29***
Colombia	2006	2.36***	2.31***
Guatemala	2006	2.99***	2.43***
México	2008	2.64***	2.72***

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota 1: La última columna indica las estimaciones de β al controlar por edad, género y ubicación geográfica de la persona.

Nota 2: Significatividad estadística *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$

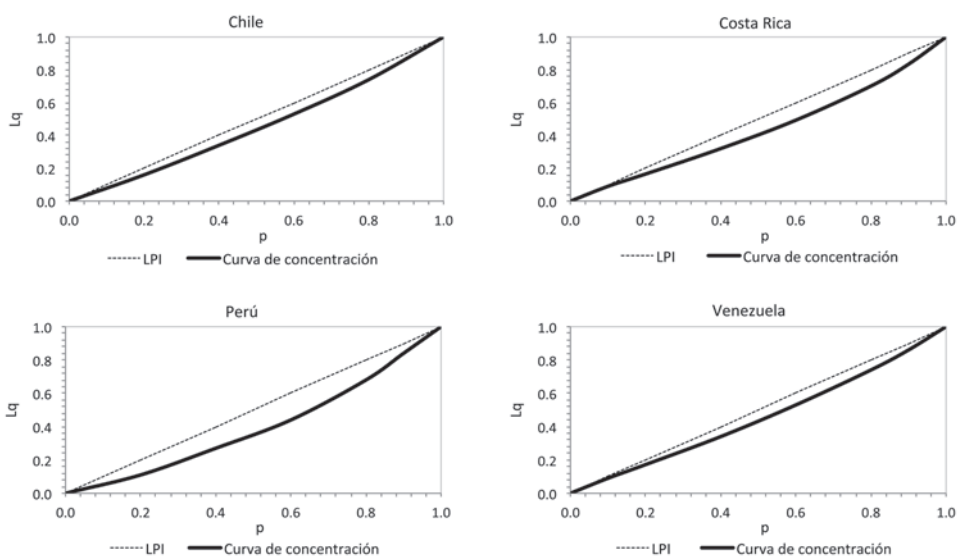
Un instrumento gráfico útil para ilustrar la distribución de una variable o atributo q en relación con el ingreso x es la *curva de concentración* definida como

$$(7.1) \quad L_q(p) = \int_0^y \frac{q(x)f(x)dx}{\mu_q}; \quad p = F(y)$$

donde $q(x)$ indica el valor promedio de la variable q correspondiente a las personas con ingreso x , $f(x)$ es la función de densidad del ingreso y μ_q es el promedio de q . La curva L_q se construye marcando el porcentaje acumulado de la variable q en cada $p\%$ de menores ingresos de la población. Como la curva de Lorenz, L_q se grafica en una caja de dimensiones 1×1 , parte del punto $(0, 0)$ y llega a $(1, 1)$. Si toda la población tuviera el mismo valor de q , L_q coincidiría con la diagonal o línea de perfecta igualdad LPI. Si los valores de la variable q fueran decrecientes (crecientes) en el ingreso, L_q sería cóncava (convexa), viajando por el triángulo superior (inferior) de la caja.

La figura 7.3 muestra la curva de concentración de los años de educación en cuatro países de la región. En todos los casos la curva es convexa, indicando que los años de educación tienden a ser superiores en los estratos de ingreso más altos. La curva de Chile está más próxima a la línea de perfecta igualdad, lo cual refleja menores diferencias educativas por nivel socioeconómico. Estas diferencias son más marcadas en el caso de Perú.

Figura 7.3
Curva de concentración de años de educación
Chile, Costa Rica, Perú y Venezuela

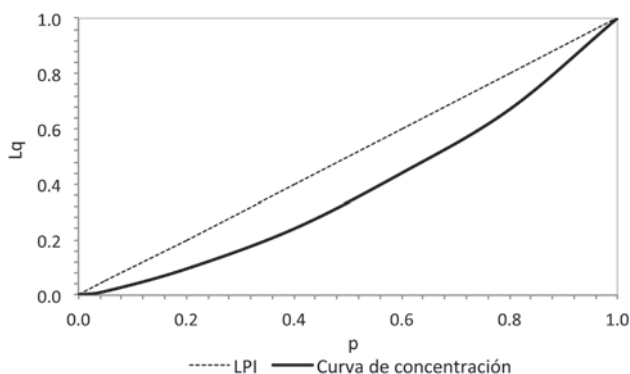


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2007.

Nota: Observaciones ordenadas por ingreso per cápita familiar.

Es también posible construir una curva de concentración para el caso de variables dicotómicas. La figura 7.4 ilustra la curva de concentración de la variable binaria *acceso a trabajo formal* en El Salvador. La curva es convexa reflejando el mayor acceso a un empleo formal por parte de los trabajadores de mayores ingresos.

Figura 7.4
Curva de concentración de formalidad laboral
El Salvador 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la EPH 2007, El Salvador.
 Nota: Observaciones ordenadas por ingreso per cápita familiar.

Así como en el capítulo 6 definimos el coeficiente de Gini en función de la curva de Lorenz, es posible construir un indicador semejante sobre la curva de concentración. Este es el llamado *índice de concentración*, que en términos continuos se escribe como

$$(7.2) \quad C_a = 1 - 2 \int_0^1 L_q(p) dp$$

y en términos discretos

$$(7.3) \quad C_q = 1 + \frac{1}{N} - \frac{2}{\mu_q N^2} \sum_{i=1}^N q_i (N + 1 - i), \text{ con } x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_N$$

Nótese que se ordena a los individuos según su ingreso x , pero la sumatoria involucra los valores de q . Dado que, a diferencia de la curva de Lorenz, L_q puede ir más allá de la diagonal, C_q toma valores en el intervalo $[-1, 1]$, y no en $[0, 1]$ como el coeficiente de Gini. A menudo los índices se multiplican por 100 para una lectura más simple por lo que $C_q \in [-100, 100]$. Números positivos (negativos) de C_q indican una distribución de la variable q más concentrada en los estratos de ingreso más alto (bajo). El cuadro 7.2 reporta índices de concentración positivos para las variables *años de educación* y *trabajo formal* en varios países de América Latina. Los valores son más bajos en Argentina, Chile, Costa Rica y Venezuela, y superiores en Guatemala y El Salvador.

Cuadro 7.2
Índices de concentración
Años de educación y trabajo formal
Varios países

	Año	Años de educación	Trabajo formal
Argentina	2009	10.2	19.7
Chile	2006	9.4	13.3
Colombia	2006	17.4	31.9
Costa Rica	2008	13.6	12.2
El Salvador	2007	23.5	23.2
Guatemala	2006	35.7	31.0
México	2008	16.7	20.3
Perú	2008	17.5	30.8
Venezuela	2006	9.9	14.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Observaciones ordenadas por ingreso per cápita familiar.

El capítulo 9 extiende el análisis de los índices de concentración para el caso de la distribución de bienes y servicios provistos públicamente. En particular, allí se desarrolla la comparación entre curvas (e índices) de concentración de un bien específico y el ingreso, y los conceptos de pro-pobre y progresividad. El lector interesado puede consultar la sección 9.6 de ese capítulo.

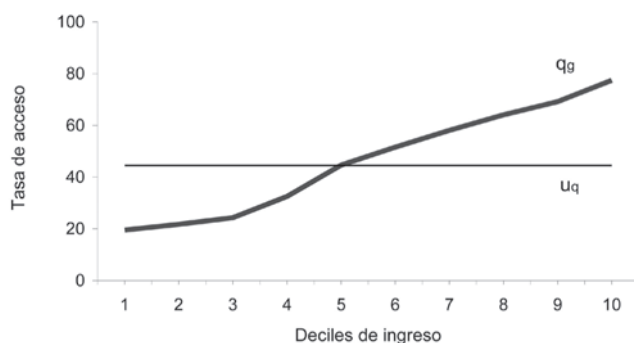
Un indicador útil para analizar la magnitud agregada de las diferencias en alguna variable binaria entre grupos de ingreso es el *índice de disimilitud*

$$(7.4) \quad D = \frac{1}{2\mu_q} \sum_{g=1}^G |\mu_q^g - \mu_q| f_g$$

donde $g=1, \dots, G$ indexa los grupos (por ejemplo, percentiles de ingreso), μ_q^g es el promedio de una variable binaria q en el grupo g , μ_q el promedio en la población y f_g la frecuencia del grupo g en la población analizada.

La figura 7.5 muestra las tasas de acceso a la escuela secundaria para cada decil de la distribución del ingreso en Honduras. Nótese que el índice D es proporcional al área comprendida entre la función de acceso q_g y el acceso promedio μ_q .

Figura 7.5
Tasas de acceso a la escuela secundaria por deciles de ingreso
Honduras 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH 2007, Honduras.
 Nota: q_g =tasas de acceso por deciles ; u_q =tasa de acceso promedio.

Para obtener una intuición del índice de disimilitud D , denotemos con L al número total de personas con acceso al atributo q en la población, de modo que $L=N\mu_q$. El número de personas con acceso en el grupo g es $L_g=Nf_g\mu_q^g$. Si hubiera igualdad de acceso entre grupos, entonces $L_g^1=Nf_g\mu_q$. Una medida de desigualdad en el acceso es entonces

$$(7.5) \quad D = \frac{1}{2L} \sum_{g=1}^G |L_g - L_g^1|$$

que resulta equivalente a la ecuación (7.4) anterior. D en (7.5) representa la mínima fracción de personas con acceso al atributo q que debería redistribuirse entre grupos para alcanzar igualdad completa en la población.

Desigualdad independiente del ingreso

Consideremos ahora el caso en el que estamos interesados en medir la desigualdad de una variable no monetaria q con independencia del ingreso. Por ejemplo, q_i puede representar los años de educación formal de cada persona adulta i en la población. En este caso nada nos priva de utilizar las herramientas de medición desarrolladas en el capítulo anterior. De hecho, son comunes los reportes de *Ginis educativos* (coeficientes de Gini de la distribución de años de escolarización formal) como indicadores de desigualdad educativa.

Hay un punto potencialmente problemático en aplicar mecánicamente los índices de desigualdad usuales a variables no monetarias. Hemos visto en el capítulo 6 que los indicadores típicos de desigualdad relativa de ingreso cumplen con el axioma de invarianza a la escala –u homogeneidad de grado cero–, que exige que la desigualdad registrada no cambie al multi-

plicar todos los ingresos por un factor $k > 0$. Aunque no exenta de cuestionamientos en el caso monetario, la propiedad de invarianza a la escala puede ser particularmente controversial en el caso de algunas variables no monetarias. Supongamos que un grupo de la población alcanza solo 2 años de educación formal mientras que el resto completa 10 años, y que al cabo de un tiempo el grupo más desfavorecido incrementa sus logros educativos a 3 años, mientras que el resto lo aumenta a 15. Un indicador invariante a la escala no registrará cambios en la desigualdad educativa, ya que en ambos grupos los años de educación se multiplicaron por 1.5. Ahora bien, se podría argumentar que la brecha educativa, inicialmente de 8 años, se ensanchó a 12 años, y que por consiguiente la desigualdad registrada debe crecer.

Si se rechaza la propiedad de invarianza a la escala, es usual requerir en su lugar invarianza a *traslaciones*: si a las cantidades del atributo q_i de cada individuo se le suma un valor fijo a , la desigualdad de la nueva distribución no debe cambiar; es decir, $I(q_i) = I(q_i + a)$, donde I es un indicador de desigualdad. A los indicadores que cumplen con esta propiedad se los suele denominar índices de *desigualdad absoluta*. Si bien la medición de la desigualdad relativa está establecida como la práctica usual para variables monetarias, no existe consenso en el caso de las variables no monetarias. Como veremos, nuestra evaluación de algunos aspectos de la realidad social latinoamericana puede cambiar ya sea que adoptemos el enfoque relativo o absoluto para medir las desigualdades en variables no monetarias.

Es posible definir la curva de Lorenz *absoluta* de la variable q (que escribimos $A_q(p)$) como la curva generalizada de Lorenz para $q - \mu_q$ (Moyes, 1987).² Esta curva no se modifica ante adiciones iguales para todos los individuos. A partir de las fórmulas desarrolladas en el capítulo 2, se puede mostrar que $A_q(p) = \mu_q [L_q(p) - p]$. El coeficiente de Gini de desigualdad absoluta G_q^A definido como dos veces el área entre la curva $A_q(p)$ y el eje horizontal, resulta ser

$$(7.6) \quad G_q^A = \mu_q G_q$$

donde G_q es el Gini tradicional.

Un índice flexible que capta la desigualdad absoluta es el propuesto por Kolm (1976)

$$(7.7) \quad K_q = \frac{1}{\tau} \ln \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\tau(\mu_q - q_i)} \right], \quad \tau > 0$$

donde el parámetro τ capta la “aversión a la desigualdad”.

Estos y otros indicadores relativamente sofisticados de desigualdad absoluta son de uso poco frecuente en la literatura distributiva, que típicamente reporta simplemente brechas o distancias absolutas entre grupos extremos. Por ejemplo, en el caso educativo puede reportarse

² Naturalmente, un desarrollo semejante puede aplicarse al caso del ingreso u otra variable monetaria de la que se quiera evaluar su desigualdad absoluta.

la diferencia entre el centil superior e inferior de la distribución de años de educación. El cuadro 7.3 muestra algunas de estas medidas de desigualdad absoluta para el caso de la variable *años de educación*.

Cuadro 7.3

Desigualdad absoluta en años de educación

Coefficiente de Gini, índice de Kolm y brechas de quintiles, deciles y percentiles

Países	Años	Coeficiente de Gini - G_g^A -	Índice de Kolm - K_g -			Brechas		
			$\tau = 1$	$\tau = 2$	$\tau = 3$	Quintiles (Q_5-Q_1)	Deciles ($D_{10}-D_1$)	Percentiles ($P_{100}-P_1$)
Argentina	2009	2.26	1.12	5.88	7.54	10.7	12.9	18.2
Chile	2006	2.18	1.95	5.43	6.76	11.2	13.6	17.4
Colombia	2006	2.82	-0.63	3.53	4.98	13.7	16.4	20.3
Costa Rica	2008	2.47	1.12	4.76	6.03	12.2	15.0	18.7
El Salvador	2007	2.98	0.99	3.93	4.94	14.2	16.5	19.2
Guatemala	2006	2.67	-1.49	1.61	2.66	13.0	14.8	17.9
México	2008	2.71	-0.87	3.68	5.24	13.7	16.6	19.3
Perú	2008	2.89	0.85	4.75	6.09	14.2	16.3	18.0
Venezuela	2006	2.55	1.17	5.02	6.34	12.8	15.8	17.1

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Algunas variables de interés no son cardinales sino categóricas. Por ejemplo, la respuesta a la pregunta sobre participación en la vida comunitaria puede ser “nula, escasa, o aceptable”. Aunque existe un claro orden en las categorías, es difícil establecer una cardinalización no arbitraria. La práctica habitual es asignar a cada respuesta un valor asociado a su lugar en el ordenamiento –en este caso nula=1, escasa=2 y aceptable=3– y aplicar alguna medida de dispersión. Una alternativa es imponer una forma funcional para la distribución de la variable “latente” detrás de la variable reportada categórica y utilizar el porcentaje de la población en cada categoría para estimar algunos de sus parámetros, entre ellos la media y la varianza.³

En lo que sigue de esta sección ponemos el foco en documentar algunas desigualdades básicas no monetarias en América Latina en las áreas de educación, salud, vivienda, acceso a nuevas tecnologías y seguridad, para concluir con una breve referencia a la creciente literatura sobre desigualdad en bienestar subjetivo.

³ Stevenson (2008) aplica este método para estimar desigualdad en “felicidad” a partir de las respuestas a una pregunta categórica.

7.2.2. Desigualdad educativa

La desigualdad en educación puede ser medida a través de una gran cantidad de indicadores de acceso, desempeño y calidad escolar. Esta sección es solo una pequeña ventana a una vasta área de investigación.

Una variable central para caracterizar disparidades educativas es el número de años de educación formal de la población adulta, variable de la que presentamos algunas estadísticas en la sección anterior. El cuadro 7.4 reporta dos indicadores simples de desigualdad de uso extendido: la brecha por quintiles de ingreso y el coeficiente de Gini.⁴ El primero es un indicador condicional al ingreso y de carácter absoluto, y el segundo es no-condicional y relativo. Juntos proveen una muestra de la posible variedad de resultados al cambiar de enfoque para medir desigualdades. Los valores del Gini del cuadro 7.4 revelan que los países del Cono Sur se caracterizan por niveles relativamente bajos de desigualdad educativa; en el otro extremo se ubican las naciones centroamericanas al norte de Costa Rica. La evaluación con la brecha educativa es semejante solo a grandes rasgos. El coeficiente de correlación de Spearman es 0.463, un valor estadísticamente significativo pero no muy alto. Bolivia, por ejemplo, aparece como el país de mayor desigualdad al utilizar las brechas por quintiles, y en el puesto 5 al medir desigualdad a través del coeficiente de Gini.

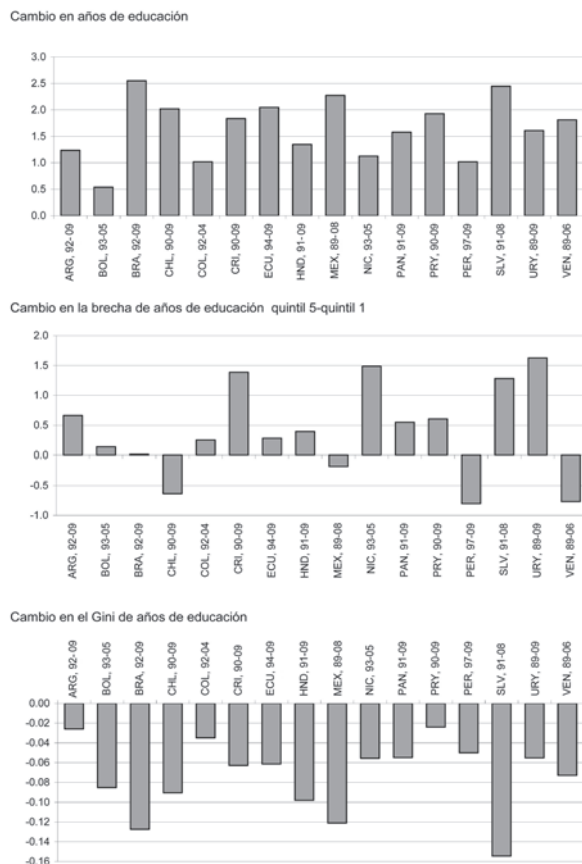
Cuadro 7.4
Desigualdad educativa
Ginis y brechas de años de educación por quintiles

País	Año	Desigualdad	
		Brecha	Gini
Argentina	2009	5.2	0.205
Bolivia	2005	8.1	0.399
Brasil	2009	6.3	0.349
Chile	2009	4.8	0.195
Colombia	2006	6.7	0.357
Costa Rica	2009	7.0	0.283
R. Dominicana	2007	5.5	0.348
Ecuador	2009	5.9	0.323
El Salvador	2008	7.8	0.418
Guatemala	2006	7.7	0.560
Honduras	2009	6.2	0.425
México	2008	6.8	0.324
Nicaragua	2005	6.8	0.473
Panamá	2009	7.9	0.270
Paraguay	2009	6.1	0.317
Perú	2009	7.3	0.330
Uruguay	2009	6.3	0.237
Venezuela	2006	4.9	0.284

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

⁴ Estos indicadores, junto con el desvío estándar y el coeficiente de variación, son los más usados en la literatura de desigualdad educativa. Por ejemplo, Thomas, Wang y Fan (2002) calculan Ginis sobre la distribución de años de educación en 140 países en el período 1960-2000.

Figura 7.6
Evolución de los años de educación promedio, brecha y Gini educativos



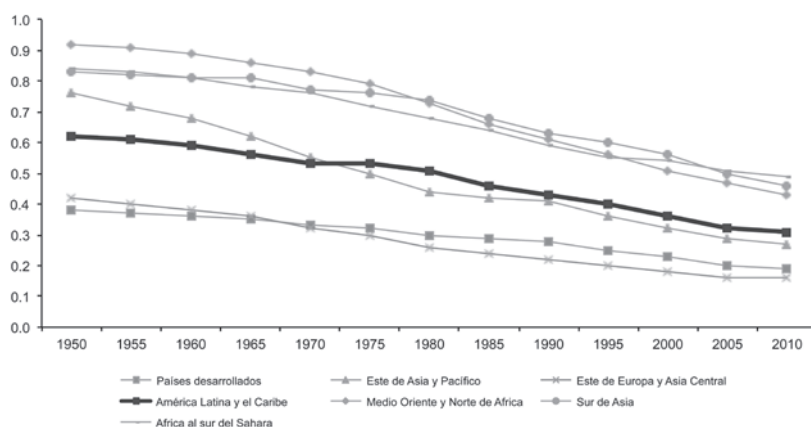
Fuente: Cruces, García Domench y Gasparini (2011).

Como en otras regiones del mundo, América Latina ha experimentado un paulatino aumento en el nivel educativo de su población en la segunda mitad del siglo XX y lo que ha transcurrido del siglo actual. Ese incremento ha estado, en general, asociado a una reducción de las disparidades educativas. La figura 7.6 muestra la evolución de los años promedio de educación de la población adulta junto con dos indicadores de desigualdad educativa. La evaluación no es robusta a la elección del indicador: mientras que el Gini de años de educación cayó en todos los países considerados, la brecha educativa entre quintiles de ingreso se ha incrementado o se ha mantenido prácticamente sin cambios para la mayoría de los países de la muestra. Solo en Chile, Perú y Venezuela la brecha se ha reducido en más de 0.5 años.⁵

⁵ Los cambios en los dos indicadores considerados están levemente relacionados: el coeficiente de correlación lineal de Pearson es apenas 0.09.

Recientemente se ha avanzado en las comparaciones internacionales de desigualdad educativa (por ejemplo, Barro y Lee, 2001, 2010). La figura 7.7 revela una notoria disminución en el coeficiente de Gini de los años de educación formal en todas las regiones del mundo. De acuerdo con estas estimaciones la caída del Gini educativo en América Latina fue marcada (0.62 a 0.31 en tan solo medio siglo), pero no diferente de la experimentada en promedio en el resto del mundo. La reducción de la desigualdad educativa ha sido particularmente fuerte en el Este de Asia y el Pacífico.

Figura 7.7
Coeficiente de Gini de los años de educación
Población mayor de 15 años



Fuente: Wail *et al.* (2011).

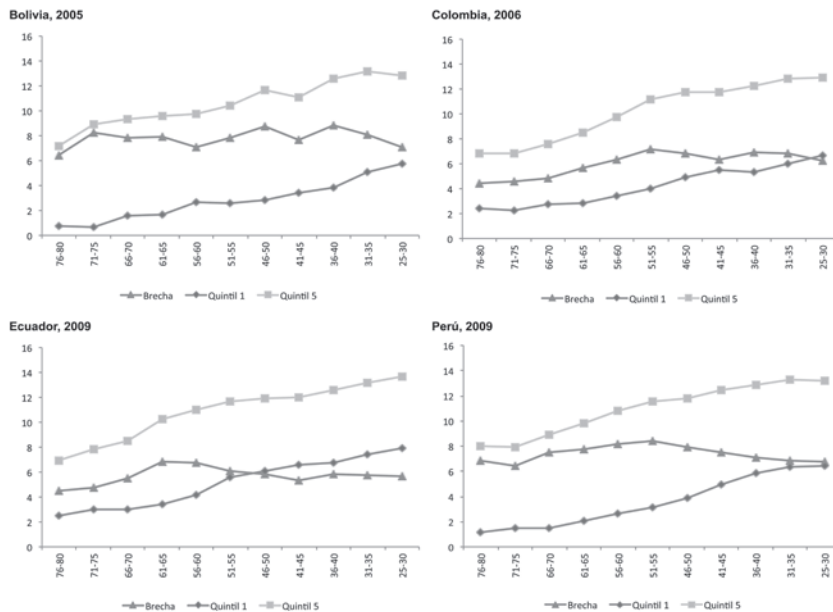
Para evaluar cambios de más largo plazo es posible explotar información sobre nivel educativo y edad en las encuestas de hogares. La figura 7.8, que ilustra los años de educación promedio de cada cohorte o generación en cuatro países andinos, permite esa mirada con alcance temporal mayor. Nótese que la figura incluye personas de más de 75 años que recibieron su educación en la década de 1940.⁶ En todos los casos las curvas tienen pendiente positiva, indicando niveles educativos mayores para las cohortes más jóvenes. Existen diferencias sustantivas en los logros educativos de personas en diferentes estratos de ingreso.⁷ La cobertura del sistema formal de educación se ha ampliado entre los pobres, pero al mismo tiempo las personas de ingresos más altos han alargado su educación: ambos movimientos implicaron una brecha relativamente estable.

⁶ La inclusión de adultos mayores genera potenciales problemas de sesgo de selección en la medida que los decesos no se producen de manera aleatoria. En un extremo, si después de cierta edad avanzada sólo sobreviven las personas más educadas (y ricas), podríamos pensar erróneamente que el nivel educativo de ese grupo etario es muy alto, lo que lleva a subestimar los progresos educativos en el tiempo.

⁷ Para interpretar sin ambigüedades el gráfico, debe suponerse que las personas se mantienen en el mismo quintil de ingreso a lo largo de sus vidas.

Figura 7.8

Años de educación formal por grupo etario y brecha por quintiles

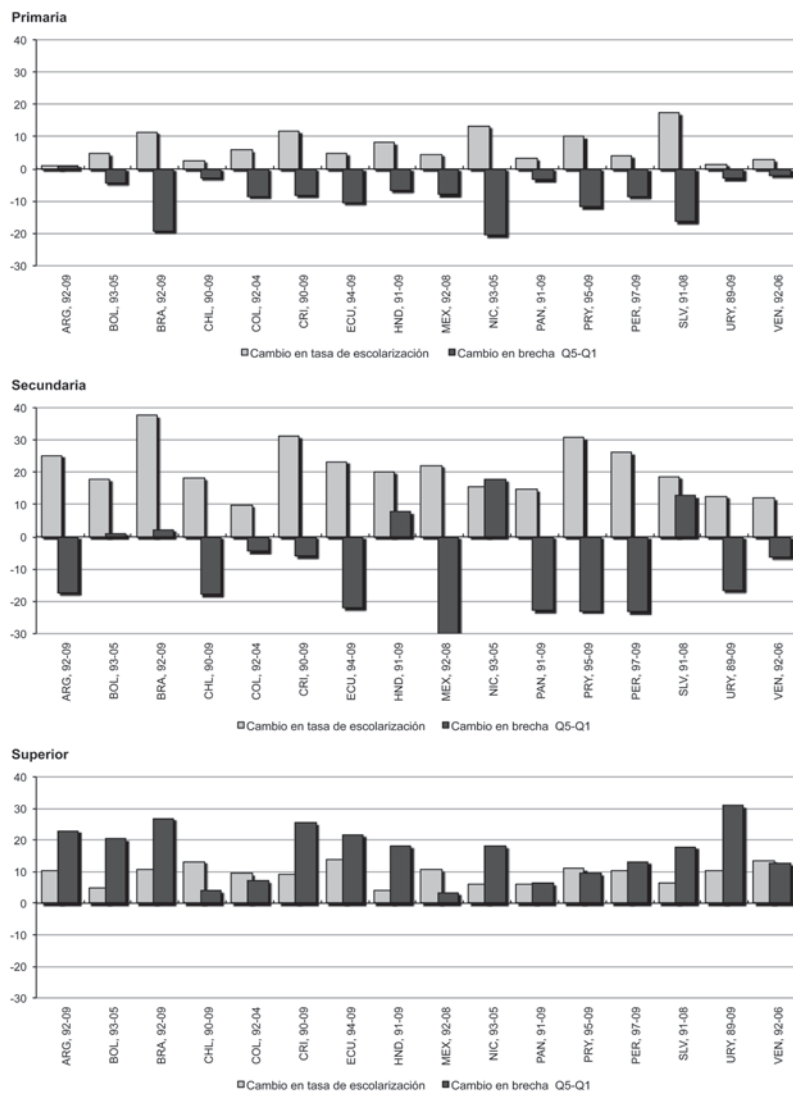


Fuente: Cruces, García Domench y Gasparini (2011).

Mientras que el número de años de educación de la población adulta revela esfuerzos pasados, las tasas de escolarización de niños y jóvenes constituyen un reflejo más claro del estado actual de la situación educativa. En las últimas décadas las tasas de matriculación se han incrementado en todos los países para todos los niveles educativos. Sin embargo, los progresos en reducir las brechas educativas entre los jóvenes de diferentes estratos socioeconómicos han sido moderados. La figura 7.9 indica que mientras que la brecha entre el 20% más rico y el 20% más pobre en términos de escolarización primaria se redujo en todos los países, las diferencias se agrandaron en el nivel secundario en algunos países. En el caso de la educación superior la evidencia es concluyente: la brecha de escolarización ha aumentado significativamente. El incremento de la matriculación en ese nivel educativo tuvo lugar esencialmente en los estratos más altos de la distribución del ingreso.

Figura 7.9

Cambio en las tasas netas de escolaridad y en la brecha entre el quintil superior (Q5) y el quintil inferior (Q1)



Fuente: Cruces, García Domench y Gasparini (2011).

Igualdad en el acceso a la educación no garantiza igualdad de logros educativos, ya que estos dependen de múltiples variables, incluyendo la calidad de la educación recibida tanto como factores familiares y personales. Es creciente el número de trabajos que buscan medir de manera sistemática las diferencias en calidad y logros educativos entre estratos socioeconómicos. Por ejemplo, Costilla (2009), Duarte, Bos y Moreno (2010), y UNESCO (2010) analizan la relación entre los logros de estudiantes de escuelas primarias en matemática y lectura, y su status socioeconómico en varios países de América Latina, sobre la base de datos del proyecto SERCE de OREALC/UNESCO. Los estudios reportan una correlación positiva y significativa entre logros educativos y nivel socioeconómico en todos los países. Resultados similares fueron encontrados por Ferreira y Gignoux (2011). Los autores analizan la asociación entre la variación total en el rendimiento escolar y variables familiares en 57 países incluidos en el *Programme for International Student Assessment (PISA)* en 2006. Los resultados obtenidos sugieren que para el caso de los países de América Latina (Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Uruguay) entre 18% y 30% de la variación total en el rendimiento escolar puede ser explicada por variables familiares. Uruguay y Colombia presentan los efectos estimados más bajos entre los países de América Latina.

7.2.3. Desigualdad en salud

La salud es una dimensión fundamental del bienestar, por lo que asegurar niveles básicos de asistencia médica para toda la población es una meta social prioritaria. La desigualdad en salud es un tópico particularmente sensible: la mayor tasa de enfermedades graves evitables, la menor esperanza de vida y la mayor tasa de mortalidad infantil en hogares carenciados son hechos frente a los que pocos pueden no sensibilizarse. Las consideraciones de equidad aparecen sistemáticamente en el debate sobre los sistemas de salud nacionales, tanto en América Latina como en el resto del mundo. El interés académico sobre este tema también es grande, lo que se refleja en una vasta literatura con la que es imposible hacer justicia en esta breve subsección, en la que solo documentaremos algunas desigualdades básicas.⁸

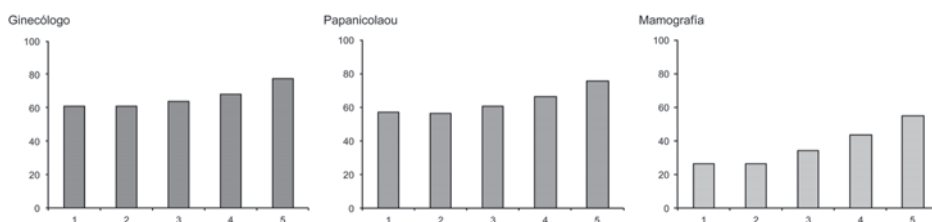
En contraste con las encuestas de empleo e ingreso que suelen no contener información sobre salud, las encuestas de condiciones de vida (ECV) incluyen al menos una sección exclusivamente dedicada a captar variables sanitarias (ver apéndice II del libro). Si bien todas las encuestas contienen aproximadamente el mismo tipo de preguntas, existen diferencias importantes provenientes de las particularidades de cada sistema nacional de salud y de la voluntad de captar variables específicas con mayor o menor detalle. En general, todas las

⁸ El volumen de O'Donnell, van Doorslaer, Wagstaff y Lindelow (2008) es un excelente punto de partida para estudiar equidad en salud con un enfoque similar al de este libro.

ECV incluyen información sobre (i) salud en la mujer, embarazo y parto, (ii) vacunación de niños, (iii) enfermedad y acceso a servicios de salud, (iv) acceso a medicamentos y (v) acceso a un seguro de salud.

Como en el caso educativo, una de las formas más típicas de ilustrar desigualdad en salud es presentar información de acceso a servicios sanitarios por estrato de ingreso o nivel socioeconómico. La figura 7.10 muestra las diferencias en distintos servicios médicos para la mujer en Argentina para el año 2001: visita a un ginecólogo, realización de Papanicolaou y mamografía. En todos los casos las tasas son semejantes para los dos primeros quintiles de la distribución del ingreso per cápita familiar, y luego significativamente crecientes.

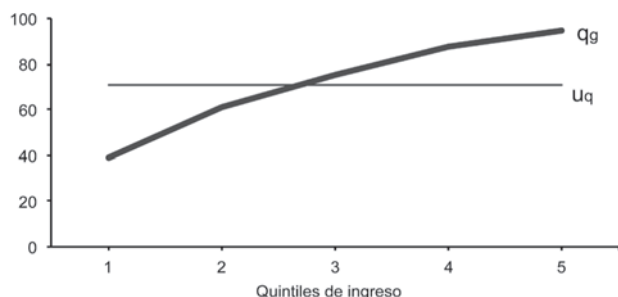
Figura 7.10
Tasas de acceso a servicios de salud en mujeres adultas, por quintiles
Argentina, 2001



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ECV 2001, Argentina.

Es recomendable que los partos se realicen en lugares preparados, con control por parte de personal médico especializado. En la realidad, sin embargo, en América Latina muchos partos se llevan a cabo en el hogar, a menudo sin asistencia profesional. La figura 7.11 muestra que en Honduras si bien en promedio el 70.8% de los partos ocurren en establecimientos de salud, esa proporción es significativamente diferente al abrir el análisis por estratos de ingreso: 94.8% en el quintil superior y apenas 39% en el inferior. El índice de disimilitud construido a partir de la figura 7.11 es igual a 0.122.

Figura 7.11
Tasa de partos en establecimientos de salud
Honduras, 2004



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI 2004, Honduras.
 Nota: q_g = tasas de acceso por quintiles; u_q = tasa de acceso promedio.

La vacunación de los niños se ha extendido considerablemente en América Latina para abarcar a casi la totalidad de la población. El cuadro 7.5 reporta los coeficientes de regresiones de variables binarias (vacunado o no) contra el logaritmo del ingreso per cápita familiar en Paraguay. Los coeficientes del ingreso son en todos los casos positivos, aunque los efectos marginales son relativamente pequeños.

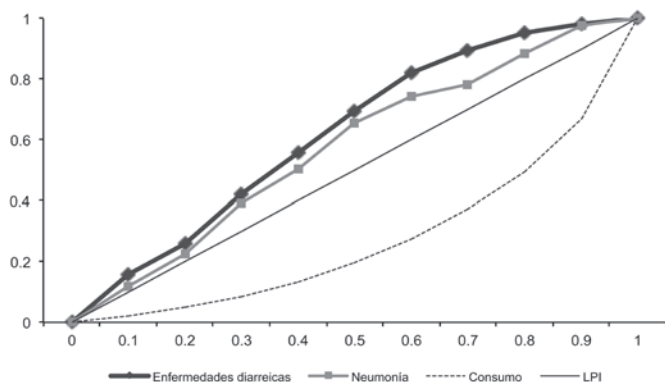
Cuadro 7.5
Coefficientes de regresión de vacunación
Paraguay, 2005

	BCG	Antihepatitis B	Antisarampionosa	Triple Bacteriana	Sabin	Triple Viral
Log (lpcf)	0.28615*** [0.00307]	0.14049*** [0.00170]	0.10196*** [0.00191]	0.16317*** [0.00225]	0.16798*** [0.00250]	0.20614*** [0.00170]
Constante	0.45422*** [0.01367]	-0.60332*** [0.00821]	0.36438*** [0.00915]	0.56640*** [0.01048]	0.75128*** [0.01154]	-0.95427*** [0.00824]
Efectos marginales (Lipcf)	0.02221*** [0.00023]	0.05594*** [0.00068]	0.02839*** [0.00053]	0.02669*** [0.00036]	0.02039*** [0.00030]	0.08221*** [0.00068]
Observaciones	1,977	1,901	1,953	2,046	2,048	1,905
Pseudo R-cuadrado	0.0451	0.0089	0.0050	0.0141	0.0159	0.0191

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, Paraguay 2005.
 Nota: Significatividad estadística *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$.

En general, los niños en hogares de menores recursos tienden a enfermarse con mayor frecuencia. La figura 7.12 presenta las curvas de concentración de la prevalencia de enfermedades diarreicas y neumonía en niños en Honduras. Las curvas son cóncavas reflejando la significativa mayor frecuencia de estas enfermedades en niños pertenecientes a familias pobres.

Figura 7.12
Curvas de concentración de enfermedades en niños
Honduras 2004



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI 2004, Honduras.
 LPI: Línea de perfecta igualdad.

En adultos, la fracción de los que declaran sentirse enfermos suele no diferir mucho entre estratos socioeconómicos. Las diferencias sí son marcadas en el grado de asistencia al médico. Continuando con el caso de Honduras 2004, mientras que el 29.2% de los adultos del quintil inferior que manifestaron sentir alguna dolencia consultaron a un profesional, el porcentaje sube a 65.5% en los adultos del quintil superior (cuadro 7.6). A su vez, un 8.5% de los adultos del 20% más rico visitaron a un médico, aun cuando declaran no haberse sentido enfermos. Ese comportamiento es casi inexistente entre los pobres. El cuadro revela que el tiempo requerido para acceder al centro de salud es mayor entre las personas con carencias monetarias, y seguramente lo es también el tiempo de espera en el establecimiento, lo que, entre otras razones, reduce la frecuencia de las visitas en ese grupo.

Cuadro 7.6

Consultas al médico

Honduras 2004

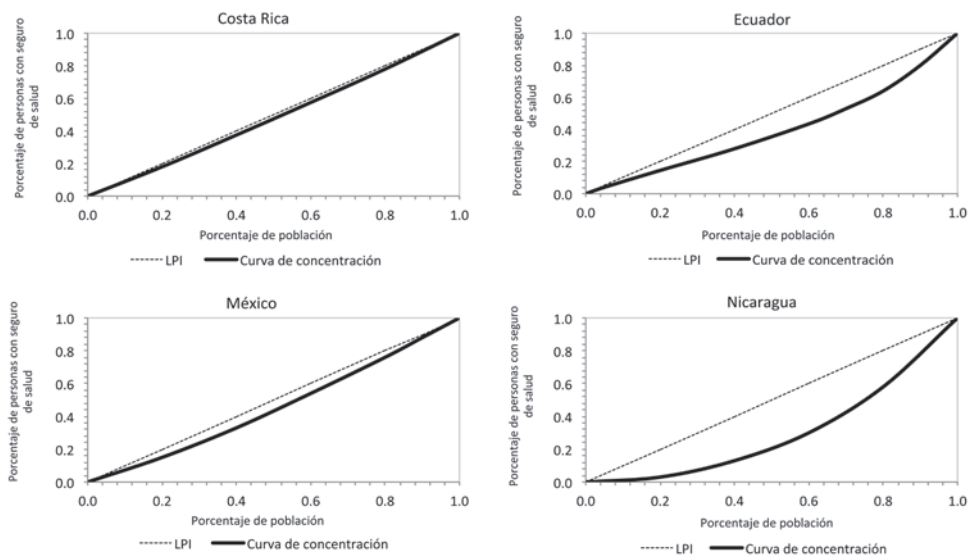
	Declarar estar enfermo	Consultó al médico	Consultó al médico sin estar enfermo	Tiempo al centro sanitario
Quintil				
1	30.2	29.2	0.8	30.3
2	31.0	41.1	1.2	27.2
3	30.7	48.1	2.6	27.1
4	33.3	52.7	4.7	24.2
5	31.4	65.5	8.5	21.4
	0.0	0.0	0.0	
Total	31.3	47.5	3.6	25.2

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI 2004, Honduras.

Nota: Tiempo hasta el establecimiento sanitario en minutos.

Si bien la tenencia de un seguro de salud no es condición suficiente ni necesaria para una adecuada asistencia médica, constituye una variable indicativa de las posibilidades de acceder a un servicio de salud cuando es requerido. La figura 7.13 muestra las curvas de concentración de la variable binaria de acceso a un seguro de salud para algunos países de la región. En todos los casos la tenencia de un seguro es sustancialmente menos frecuente entre los pobres, en particular en Nicaragua. Los índices de concentración son todos positivos (y estadísticamente diferentes de cero): 3.4 en Costa Rica, 8.5 en México, 20.9 en Ecuador y 40.9 en Nicaragua.

Figura 7.13
Curvas de concentración de seguro de salud



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2006.

El interés por evaluar desigualdad e inequidad en salud se ve reflejado en la profusión de iniciativas apoyadas por organismos internacionales y agencias de desarrollo. En América Latina, los proyectos EquiLAC (Banco Mundial), IHEP (OPS – Naciones Unidas) y la encuesta SABE (Survey on Health, Wellbeing and Ageing) de la OMS son tres iniciativas motivadas por la preocupación sobre las inequidades en salud. Balsa, Rossi y Triunfo (2009), por ejemplo, utilizan la encuesta SABE para documentar desigualdades en cuatro ciudades sudamericanas (Buenos Aires, Montevideo, Santiago y Sao Paulo). El cuadro 7.7 reproduce los índices de concentración para algunos servicios de salud preventiva.⁹ Pese a tratarse de áreas urbanas de desarrollo social alto en América Latina, en todas las ciudades analizadas los índices son positivos y significativos, reflejando accesos diferentes a estos servicios de acuerdo con el nivel socioeconómico.

Cuadro 7.7
Índices de concentración
Servicios de salud preventiva

	Buenos Aires	Sao Paulo	Santiago	Montevideo
Examen de próstata	11.3**	14.2**	10.8**	18.6**
Papanicolaou	11.9**	8.8**	1.8	13.8**
Mamografía	18.8**	12.7**	5.3	9.1**

Fuente: Balsa et al. (2009).

La iniciativa más ambiciosa a nivel mundial en recolectar información sobre un amplio número de variables de salud junto a características demográficas y socioeconómicas de los entrevistados es el programa de *Demographic and Health Surveys* (DHS).¹⁰ El cuadro 7.8, construido con información de ese programa, muestra estadísticas de mortalidad y desnutrición infantil por quintiles de una variable socioeconómica definida en términos de posesión de activos en el hogar. América Latina aparece como una región con estadísticas promedio relativamente bajas, pero con altas disparidades. El índice de concentración de ambas variables en América Latina es, en valor absoluto, mayor que en las demás regiones del mundo. Algunos países como Bolivia, Brasil y Perú presentan niveles muy altos de desigualdad en salud infantil.

⁹ En su trabajo Balsa et al. (2009) descomponen el índice de concentración para obtener un indicador de inequidad horizontal en salud.

¹⁰ Ver www.worldbank.org/poverty/health/data.

Cuadro 7.8

Indicadores de salud por quintiles de status socioeconómico

A. Mortalidad infantil (menores 5 años)							
País/región	Tasas (por miles)					Promedio	Índice Concentración
	Quintiles						
	1	2	3	4	5		
Bolivia	146.5	114.9	104.0	47.8	32.0	99.1	-0.22
Brasil	98.9	56.0	39.2	26.7	33.3	56.7	-0.26
Colombia	52.1	37.1	30.7	34.9	23.6	37.4	-0.13
R. Dominicana	89.9	73.0	60.1	37.3	26.6	61.0	-0.21
Guatemala	89.1	102.9	82.0	60.7	37.9	79.2	-0.12
Haiti	163.3	150.1	137.1	130.6	105.6	140.6	-0.07
Nicaragua	68.8	66.6	52.5	48.5	29.7	56.0	-0.12
Paraguay	57.2	50.0	59.0	39.4	20.1	46.6	-0.13
Peru	110.0	76.2	48.0	44.1	22.1	68.4	-0.25
América Latina y Caribe	97.3	80.8	68.1	52.2	36.8	71.7	-0.17
Total de países en desarrollo	148.3	140.8	126.8	110.0	77.4	124.2	-0.12

B. Desnutrición infantil							
País/región	Tasas					Promedio	Índice Concentración
	Quintiles						
	1	2	3	4	5		
Bolivia	16.9	9.8	6.3	3.9	3.1	9.0	-0.31
Brasil	11.5	5.1	2.8	1.9	3.0	5.7	-0.21
Colombia	14.7	9.4	6.7	3.2	3.0	8.4	-0.29
R. Dominicana	12.9	6.6	3.2	1.7	1.0	5.9	-0.42
Guatemala	35.1	33.2	28.5	16.2	7.3	26.6	-0.19
Haiti	38.9	29.8	26.8	22.2	10.2	27.5	-0.17
Nicaragua	18.4	14.2	11.4	6.5	3.9	12.2	-0.23
Paraguay	5.9	4.3	4.0	1.8	0.8	3.7	-0.28
Peru	16.7	7.8	4.6	1.9	1.4	7.8	-0.40
América Latina y Caribe	19.0	13.4	10.5	6.6	3.7	11.9	-0.28
Total de países en desarrollo	32.2	28.3	24.9	21.2	14.6	24.8	-0.17

Fuente: DHS (2002).

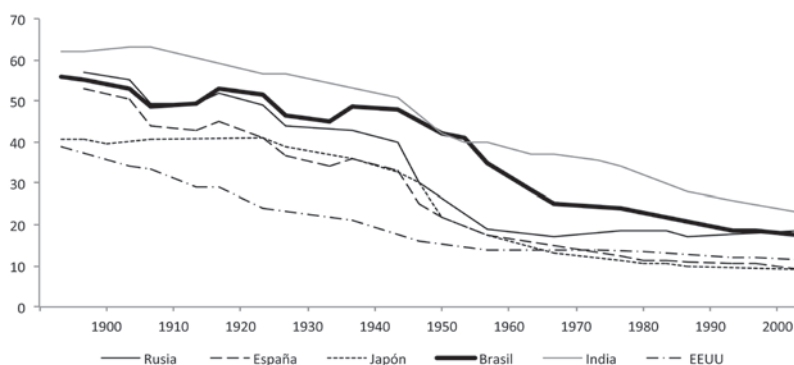
Wagstaff y Watanabe (2000) computan medidas de desigualdad para altura-por-edad (*stunting*), desnutrición y peso-por-altura (*wasting*), utilizando una muestra de 20 países y ordenando a los individuos por consumo familiar equivalente. Los países de América Latina en esa muestra aparecen sistemáticamente en el tope de los ordenamientos de desigualdad. Perú presenta la medida de disparidad más elevada para altura-por-edad y desnutrición, y Nicaragua para peso-por-altura. En otro estudio, Wagstaff (2000) reporta que la desigualdad en mortalidad infantil es particularmente alta en Brasil comparada con países en otras regiones del mundo.

Una línea de investigación relativamente reciente en economía, nutrida de una tradición más larga en demografía, estudia la desigualdad en mortalidad. La probabilidad de vivir una vida más larga es una dimensión fundamental del bienestar, la cual resulta completamente ignorada por el análisis tradicional. Adicionalmente, esta probabilidad no está distribuida de manera aleatoria en la población, sino que está asociada al nivel de recursos de la persona.

La “curva de Preston” muestra que la longevidad aumenta con el ingreso, aunque a tasas decrecientes (Cutler, Deaton y Lleras-Muney, 2006).¹¹

El enfoque más sencillo mide desigualdad en una variable de longevidad o años de vida, usando los mismos índices de desigualdad desarrollados en el capítulo 6 y estimando la distribución de años que han de vivir las personas de una cohorte que nace en la actualidad, a partir de registros administrativos de mortalidad por edad (*life tables*). Peltzman (2009) reporta Ginis sobre la variable de años de vida esperados para algunos países del mundo, incluyendo uno latinoamericano, Brasil. La figura 7.14 reproduce los resultados de este país, junto a los de Rusia, España, Japón, India y Estados Unidos. Aunque con niveles diferentes, en todos los casos es notable la reducción de la desigualdad en años de vida, en particular después de la Segunda Guerra Mundial. La reducción de la mortalidad infantil y las notorias mejoras en el tratamiento de enfermedades infecciosas que evitan muertes prematuras son razones fundamentales detrás de estos resultados.¹²

Figura 7.14
Esperanza de vida y Gini de años de vida



Fuente: Peltzman (2009)

7.2.4. Desigualdad en vivienda, servicios y bienes durables

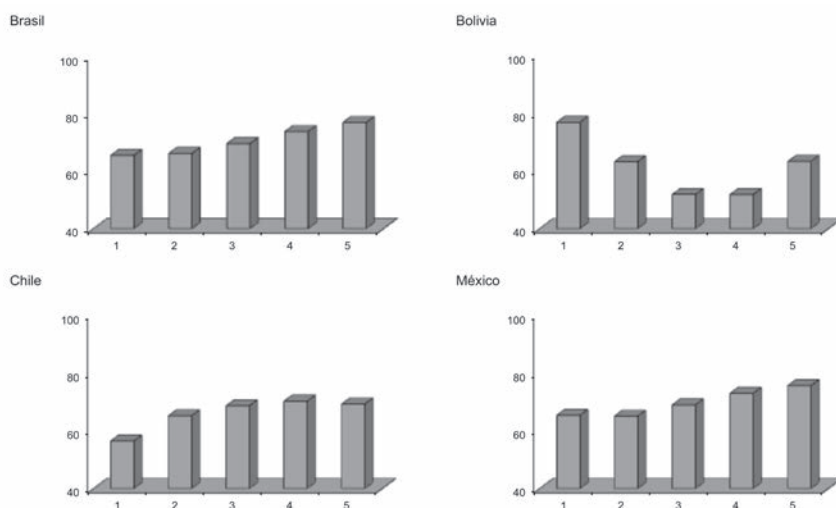
Con mercados de crédito que funcionen eficientemente, las decisiones de adquirir una vivienda o arrendarla no dependen, *ceteris paribus*, del nivel de ingreso del hogar. En la realidad, y por una variedad de razones, los mercados de capitales funcionan imperfectamente,

¹¹ La curva de Preston (1975) muestra la relación entre la esperanza de vida y la renta per cápita. A medida que la renta media aumenta, la media de la esperanza de vida también lo hace. Pero pasado cierto punto, a medida que aumenta la renta, la relación entre ésta y la esperanza de vida se aplatina y desaparece completamente entre los países más ricos.

¹² Edwards (2010) estudia un panel balanceado de 180 países y encuentra que, si bien la reducción en la mortalidad infantil ha implicado un claro patrón descendente en la desigualdad en el tiempo de vida comenzando desde el nacimiento, la desigualdad en el tiempo de vida adulta ha permanecido aproximadamente constante.

lo que genera una asociación positiva entre el poder adquisitivo del hogar y la probabilidad de ser propietario de la vivienda. La figura 7.15 muestra el porcentaje de hogares propietarios de la vivienda que habitan, por quintiles de ingreso, en varios países de la región. Aunque en la mayoría de los países el gradiente de ingreso es positivo, en algunos la relación entre ingreso y propiedad es débil (como en el caso de Chile) y en otros negativa (como en Bolivia). Debe notarse que estas relaciones son no condicionadas y, en consecuencia, pueden estar afectadas por otros factores. Por ejemplo, la relación negativa entre propiedad e ingreso puede ser consecuencia de un mercado de arrendamiento menos desarrollado en las áreas rurales, que típicamente son las más pobres (esta es en parte la razón del gradiente negativo en Bolivia).

Figura 7.15
Porcentaje de hogares propietarios por quintiles de ingreso



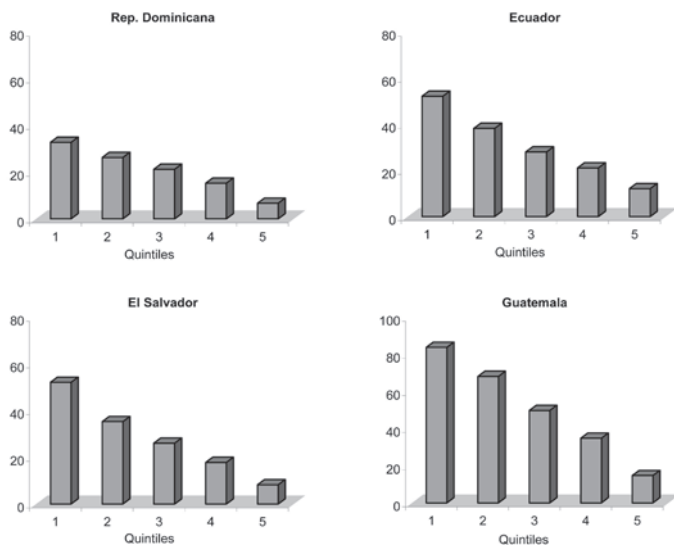
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2008.

Más allá de la estructura de propiedad, existen diferencias importantes en términos del tamaño y calidad de la vivienda entre estratos socioeconómicos. Las viviendas en las que habitan los hogares de menores recursos son más pequeñas y construidas con materiales de menor calidad (figura 7.16). Por ejemplo, en Guatemala el 83.8% de las personas de menores ingresos viven en viviendas precarias, porcentaje que se reduce sustancialmente con el ingreso.¹³

¹³ Nótese que la proporción de viviendas precarias en el quintil superior de ingreso no es cero. Esto en parte es producto de los problemas del ingreso como *proxy* de bienestar discutidos extensamente en el libro.

Figura 7.16

Porcentaje de viviendas precarias (materiales de baja calidad) por nivel de ingreso



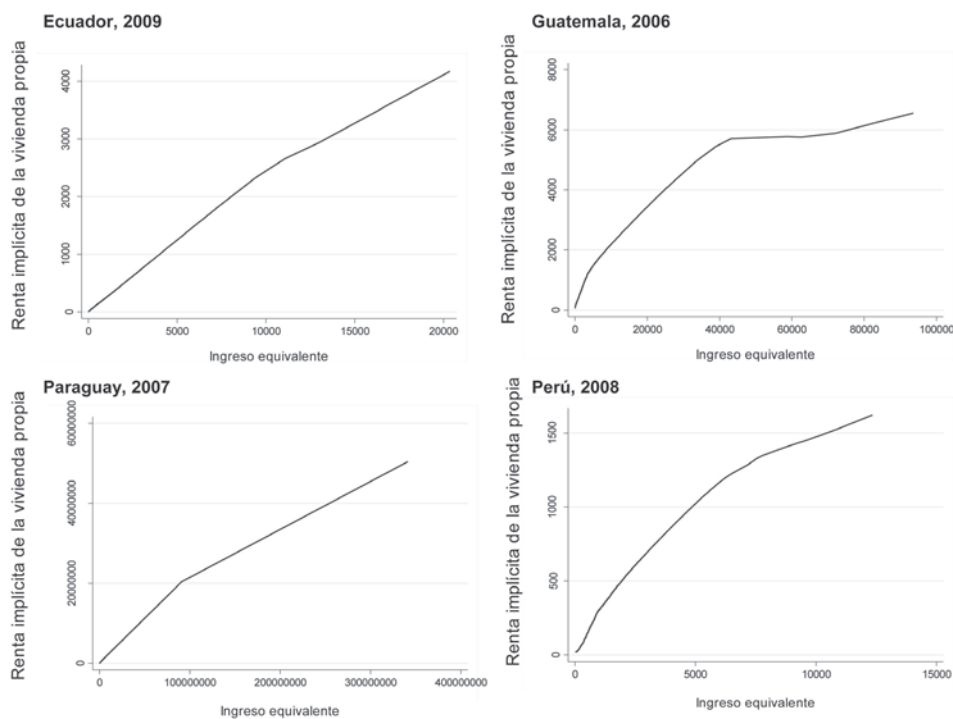
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2007.

Nota: La definición de vivienda precaria basada en los materiales de construcción varía entre países.

Consultar sedlac.econo.unlp.edu.ar.

Las encuestas de hogares de varios países incluyen preguntas sobre la renta que el hogar propietario podría obtener de arrendar la vivienda que habita o, en forma equivalente, el monto que debería abonar en concepto de alquiler si no fuera propietario de la misma (ver apéndice III). La figura 7.17 muestra estimaciones paramétricas de la clara relación positiva entre el valor de la renta implícita de la vivienda propia así estimada y el ingreso familiar equivalente.

Figura 7.17
Renta implícita de la vivienda propia por ingreso
Estimaciones no paramétricas

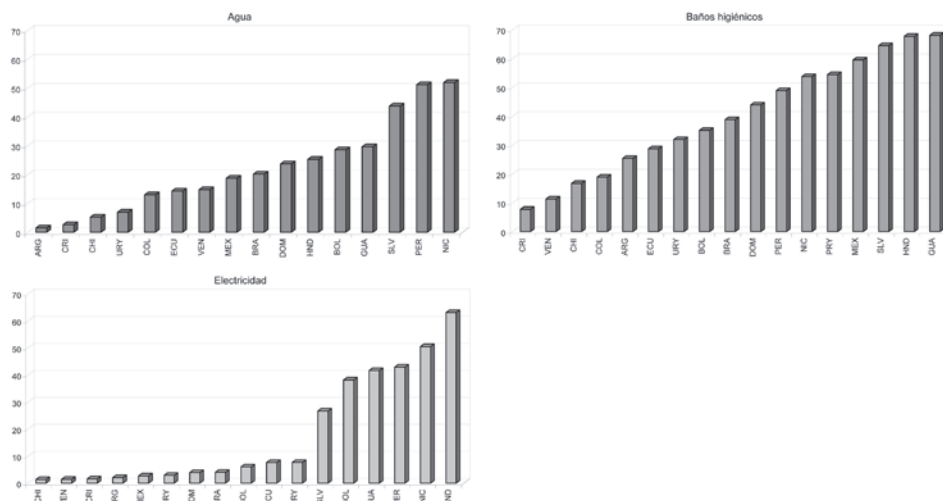


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

El acceso a ciertos servicios básicos es fundamental para lograr un estándar mínimo de vida.¹⁴ En particular, el acceso al agua potable y al saneamiento afecta al bienestar tanto de manera directa como a través de su efecto sobre el estado de salud. Estos servicios desempeñan un papel clave en la higiene del hogar y en la prevención de enfermedades. La figura 7.18 muestra las brechas entre los quintiles superior e inferior de ingreso en el acceso a agua, baños higiénicos y electricidad. El tamaño de las brechas en el acceso a estos servicios difiere ampliamente entre los países de América Latina. Las brechas tienden a ser mayores para los baños higiénicos que para electricidad y agua, donde la cobertura es más amplia. De todos modos, en varios países la diferencia en la proporción de hogares con acceso directo a agua potable o electricidad en la vivienda entre quintiles extremos es de más de 30 puntos porcentuales.

¹⁴ Ver Attanasio y Szekely (2001) para un exhaustivo estudio del acceso a bienes y servicios en América Latina.

Figura 7.18
Brecha quintil 5-quintil 1 de ingreso en acceso a
agua, baños higiénicos y electricidad



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2008.

El acceso a bienes durables en la vivienda también difiere significativamente entre hogares con diferente poder adquisitivo. El cuadro 7.9 muestra diferencias por quintiles de ingreso en la tenencia de heladera, lavarropas y automóvil. En Perú, por ejemplo, mientras que el 73.6% de los hogares del quintil superior declaró tener una heladera, el porcentaje en el quintil inferior fue menor al 8%.¹⁵

Cuadro 7.9
Acceso a bienes durables, 2007

	Heladera		Lavarropas		Automóvil	
	Q1	Q5	Q1	Q5	Q1	Q5
Bolivia	10.3	64.7	0.8	15.7	2.8	23.5
Brasil	74.4	98.7	13.4	73.4		
Costa Rica	84.4	97.9	83.2	96.7	14.0	70.1
R. Dominicana	46.4	85.9	45.6	82.5	2.5	46.2
Perú	7.8	73.6	0.8	40.7	0.7	24.6

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

¹⁵ Nótese incidentalmente el bajo nivel de acceso a ciertos bienes durables básicos en el quintil superior de algunos países de ingresos bajos, lo cual ilustra el hecho de que el quintil superior se extiende abarcando hogares más allá de la elite rica y la clase media alta.

7.2.5. Desigualdad en acceso a nuevas tecnologías

No es necesario argumentar lo importante que resulta el acceso a nuevas tecnologías para insertarse en el mercado laboral y tener una participación social más activa. Concientes de esta relevancia, las encuestas de la región han progresivamente agregado preguntas sobre la disponibilidad de computadoras, acceso a Internet y tenencia de teléfonos celulares en el hogar. La evidencia indica la existencia de grandes brechas entre estratos socioeconómicos en los dos primeros casos. La tenencia de teléfonos celulares ha crecido fuertemente entre los pobres, reduciendo de forma significativa la brecha con el resto de la población. El cuadro 7.10 presenta algunas estadísticas de acceso por quintiles de ingreso, usando información de encuestas de hogares. En el caso de estas tecnologías de rápida difusión, la desactualización de las estadísticas es un problema particularmente serio.

Cuadro 7.10

Acceso a computadoras, Internet en el hogar y celulares por quintiles de ingreso

País	Año	Computadora		Acceso a Internet		Celular	
		Q1	Q5	Q1	Q5	Q1	Q5
Brasil	2007	5.8	60.5			47.8	87.3
Costa Rica	2008	8.8	68.4			35.3	92.8
Rep. Dominicana	2007	2.2	32.7			44.9	78.5
Ecuador	2008	4.5	52.5	0.9	21.4		
El Salvador	2007	0.6	26.8	0.2	11.0	47.1	80.0
Honduras	2007	1.8	25.3			24.2	78.9
México	2008	5.0	52.5	2.3	35.5	29.4	80.2
Paraguay	2007	1.6	30.6	0.1	10.4	50.8	88.4
Perú	2008	0.7	43.8	0.3	25.7	19.6	80.1
Uruguay	2008	18.5	58.6	3.3	47.6	78.3	83.4

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

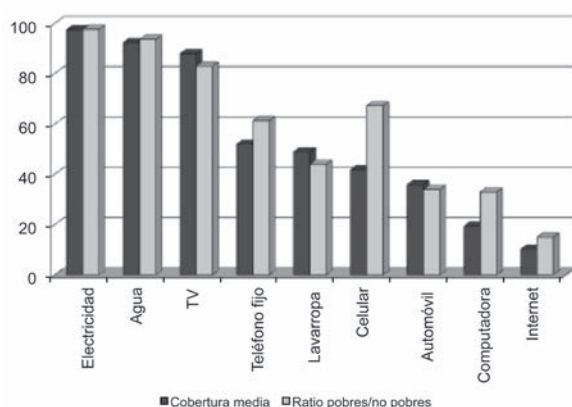
Nota: Computadora=1 si existe una computadora en la vivienda; acceso a Internet=1 si existe una conexión a Internet en la vivienda, celular=1 si algún miembro del hogar tiene un teléfono celular.

En general, la desigualdad en el acceso a un servicio sigue un patrón estándar asociado a su grado de cobertura. Habitualmente, cuando el servicio es recién introducido son solo los hogares de mayores ingresos quienes lo incorporan, por lo que la desigualdad es muy alta. A medida que la cobertura aumenta, los sectores de menores ingresos se agregan lentamente al grupo de usuarios. Finalmente, cuando el servicio se generaliza y el acceso de los pobres es extendido, la desigualdad se minimiza. A diferencia de las variables monetarias donde no hay límite superior, la tasa de acceso a un servicio está limitada en 100%, por lo que trivialmente a medida que la cobertura se acerca a ese valor la desigualdad se contrae. La figura 7.19, construida con información de la encuesta mundial Gallup 2006, muestra la estrecha relación entre el grado de cobertura y el ratio de acceso entre pobres y no pobres (por ingreso) para

los países de América Latina en su conjunto. Es interesante notar que los celulares están más extendidos en la población pobre, en relación con lo que podría preverse en función del grado de cobertura total del servicio.

Figura 7.19

Tasa de cobertura y ratio de cobertura entre pobres y no pobres de ingreso Total de América Latina



Fuente: Estimaciones propias sobre la base de microdatos de la Encuesta Mundial de Gallup 2006.

7.2.6. Inseguridad

La inseguridad frente a la delincuencia y la violencia es una de las principales preocupaciones de la población latinoamericana. La evidencia disponible sugiere que la región sufre tasas de criminalidad altas a nivel mundial. La probabilidad de ser víctima de un delito no es uniforme a lo largo de la distribución del ingreso. Si bien los ricos constituyen un objetivo más valioso para los delincuentes, tienen más medios para protegerse. Dado que existen escasas encuestas de victimización nacionales, los investigadores han utilizado otras fuentes alternativas para estimar el gradiente de la inseguridad. Di Tella, Galiani y Schargrotsky (2002) usan una encuesta especialmente diseñada para el análisis de victimización y concluyen que en Buenos Aires “aunque los hogares de altos ingresos solían sufrir una mayor tasa de victimización que los hogares de bajos ingresos, la diferencia se ha convertido ahora en no significativa”. Gaviria y Pagés (1999) usan *Latinobarómetro*¹⁶ para calcular las tasas de victimización por quintiles de un índice socioeconómico construido a partir de la propiedad de bienes durables y características de la vivienda, y encuentran que la victimización aumenta moderadamente con la riqueza en todos los países de la región. Por su parte, Gaviria y Vélez

¹⁶ *Latinobarómetro* es un estudio de opinión pública que se realiza anualmente en 18 países de América Latina, representando cerca de 400 millones de habitantes de la región. Para más información, puede visitarse el sitio <http://www.latinobarometro.org/latino/latinobarometro.jsp>.

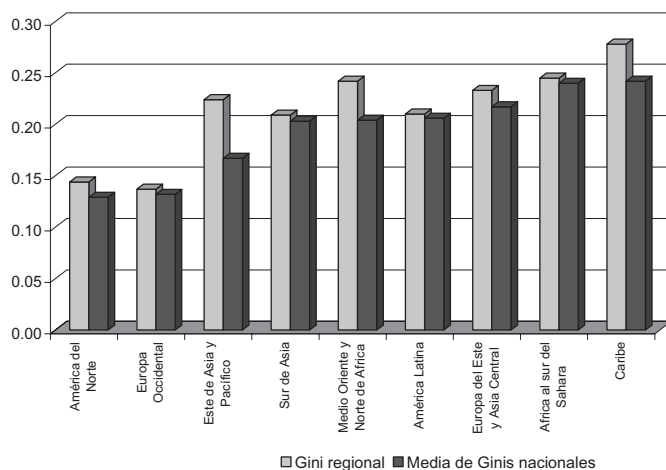
(2001) reportan que los hogares de mayor poder económico son víctimas de una mayor tasa de delitos contra la propiedad, mientras que los más pobres son quienes sufren mayores tasas de homicidios y violencia física. Un problema de particular importancia es la violencia familiar, ejercida en general contra mujeres y niños.

7.2.7. Desigualdad en bienestar subjetivo

Existe un creciente interés en medir el bienestar subjetivo que perciben las personas. De hecho, hay quienes sostienen que esta es la variable central a medir y analizar en todo estudio de equidad social (ver capítulo 3). El bienestar subjetivo es captado a partir de preguntas sobre el grado de satisfacción o felicidad, usualmente de tipo categóricas. Por ejemplo, la encuesta mundial Gallup solicita al entrevistado que se ubique en una escalera del 0 al 10, indicando cómo se siente en el momento de la entrevista. La correlación entre los niveles de desigualdad en las respuestas a esta pregunta y el ingreso es positiva y significativa, aunque no muy elevada (Gluzmann, 2011). Es interesante notar a partir de la figura 7.20 que el nivel de desigualdad subjetivo en América Latina es intermedio a nivel mundial, lo cual contrasta con los altos niveles de desigualdad de ingresos comentados en el capítulo anterior. De cualquier forma, se trata de resultados aún provisorios pertenecientes a una literatura en desarrollo.

Figura 7.20

Desigualdad del bienestar subjetivo a nivel mundial
Coefficientes de Gini regionales y promedios por países



Fuente: Elaboración propia basada en microdatos de la Encuesta Mundial de Gallup 2006.

Los estudios sobre evolución de la desigualdad subjetiva en períodos largos de tiempo para América Latina son aún escasos. Stevenson and Wolfers (2008) estudian la desigualdad en felicidad reportada en Estados Unidos y encuentran que, a diferencia de las disparidades de ingreso, la desigualdad en felicidad ha caído entre 1972 y 2006. Dutta y Foster (2011) también encuentran un patrón semejante con considerables diferencias por género, raza y región.

7.3. Desigualdad multidimensional¹⁷

El tradicional análisis económico de desigualdad comienza con un supuesto simplificador fundamental: el bienestar individual puede ser aproximado mediante una variable monetaria, como el ingreso o el consumo. Este supuesto no solo reduce el problema de medición a una sola dimensión, sino que lo limita a una variable relativamente fácil de definir, medir y comparar. Si bien el supuesto simplificador es de una enorme utilidad ya que hace al análisis de equidad operativo, tiene un costo importante. Al reducir el bienestar a una sola variable monetaria se ignoran otras dimensiones relevantes no perfectamente correlacionadas con la monetaria, lo cual puede llevar a visiones sesgadas del grado de inequidad en la sociedad y, eventualmente, a prescripciones de política no acertadas. Dos personas pueden tener el mismo ingreso pero acceder a niveles diferentes de educación, salud, servicios básicos, seguridad, derechos civiles y libertades individuales. Ignorar estas diferencias por concentrar el análisis en el ingreso puede llevar a errores en el diagnóstico de la realidad social.

En el capítulo 5 repasamos argumentos que justifican el análisis multidimensional del bienestar, y en consecuencia de la pobreza y la desigualdad. La visión *bienestarista* reconoce que la utilidad individual depende de factores que no se transan en el mercado y cuya correlación con el ingreso dista de ser perfecta. Una visión alternativa subraya la existencia de bienes y servicios meritorios y/o esenciales como parte del conjunto de oportunidades que toda sociedad debe ofrecer a sus integrantes. Finalmente, el enfoque de capacidades de Sen propone medir pobreza y desigualdad en el espacio de las capacidades para llevar a cabo ciertas funciones básicas (*functionings*).

En la práctica, más que ceñirse estrictamente a uno de estos enfoques, los investigadores definen bienestar, pobreza y desigualdad en el espacio de variables disponibles en encuestas y censos. Adicionalmente a alguna variable monetaria, el análisis multidimensional de la desigualdad suele incluir indicadores de educación, vivienda, acceso a servicios, propiedad de bienes de consumo durable, salud, trabajo, bienestar subjetivo, seguridad, relaciones con la comunidad, libertades y derechos.

¹⁷ Esta sección se benefició significativamente de las contribuciones y comentarios de Carolina García Domench (CEDLAS-UNLP).

Supongamos que acordamos considerar un conjunto específico de variables de bienestar o “atributos”. Existen dos enfoques principales para abordar la medición de la desigualdad multidimensional: (i) el análisis independiente por atributo y (ii) las medidas de desigualdad multidimensionales.¹⁸

7.3.1. Análisis independiente por atributo

Este enfoque consiste simplemente en la medición independiente de la desigualdad en la distribución de cada atributo, utilizando las técnicas unidimensionales discutidas en el capítulo anterior (índices y/o criterios de dominancia). Al tratar a cada atributo por separado, este enfoque ignora la posible complementariedad o sustituibilidad entre ellos e ignora las ponderaciones relativas que la sociedad (o el analista) quiera dar a cada uno, por lo que, algunos sostienen, no se trata de una verdadera estrategia multidimensional. Adicionalmente, el análisis ítem por ítem arroja tantos resultados como atributos, lo que impide una evaluación conjunta de la desigualdad con un resultado sintético definido.

Esta falta de síntesis no es vista necesariamente como una debilidad por otros investigadores. Sen argumenta que “la pasión por la agregación tiene sentido en muchos contextos, pero puede ser inútil o sin sentido en otros” (Sen, 1987). Todo intento de agregación de múltiples dimensiones implica arbitrariedades e inevitable pérdida de información. En ocasiones, estos costos llevan a que no sea conveniente forzar el análisis multidimensional más allá de la consideración independiente de la desigualdad atributo por atributo. En todo caso, si se decide avanzar con el proceso de agregación, la medición independiente de la desigualdad por atributo es recomendable, al menos como primera etapa exploratoria del análisis multidimensional.

Supongamos que queremos medir la desigualdad multidimensional en Brasil en el período 1993-2008 y limitamos el espacio de análisis a tres atributos: el ingreso per cápita familiar, los años de educación formal del jefe de hogar y un índice que mide la “calidad” de la vivienda a partir de los materiales de construcción y el acceso a servicios de agua, saneamiento y electricidad.¹⁹ El cuadro 7.11 muestra una caída de la desigualdad en las tres variables si se emplea el Gini tradicional y un aumento en las disparidades educativas al utilizar el Gini de desigualdad absoluta.

¹⁸ Ver Maasoumi (1999), Sahn y Stifel (2003), Justino (2005), Lugo (2007) y Brandolini (2008). La literatura ha desarrollado también condiciones de dominancia multidimensional, extendiendo la noción de dominancia de Lorenz desarrollada en el capítulo anterior a distribuciones multivariadas. Kolm (1976) y Atkinson y Bourguignon (1982) son los artículos pioneros en esta área. Este enfoque implica pocas restricciones sobre los datos, pero el contenido informativo puede ser escaso, dado que son comunes las situaciones donde no se cumplen las condiciones de dominancia.

¹⁹ Este índice se obtuvo aplicando el método de análisis de componentes principales, comentado en el capítulo 5.

Cuadro 7.11
Desigualdad por atributo
Ingreso, educación y vivienda
Brasil

	Gini tradicional			Gini desigualdad absoluta	
	Ingreso	Educación	Vivienda	Educación	Vivienda
1993	0.601	0.490	0.142	2.453	0.117
1995	0.598	0.484	0.129	2.475	0.108
1997	0.598	0.471	0.111	2.523	0.096
1999	0.591	0.458	0.098	2.551	0.086
2001	0.591	0.445	0.084	2.596	0.075
2003	0.578	0.429	0.072	2.632	0.065
2005	0.566	0.415	0.064	2.668	0.058
2007	0.548	0.403	0.049	2.771	0.046
2008	0.546	0.395	0.045	2.748	0.042

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la PNAD, Brasil.

Ahora bien, las tres variables consideradas no son manifestaciones independientes del bienestar individual, sino que se encuentran positivamente correlacionadas. En promedio, en el período considerado el coeficiente de correlación lineal es 0.39 entre ingreso y educación, 0.20 entre ingreso y vivienda y 0.36 entre educación y vivienda; en todos los casos valores positivos significativamente diferentes de cero, lo cual sugiere la inconveniencia de tratarlas de forma independiente.

7.3.2. Índices de desigualdad multidimensional

Llamemos con x_{ij} al atributo j de la persona i y con X_i a su vector de J atributos. Una distribución multidimensional empírica es una matriz X de tamaño $J \times N$, cuyo elemento característico es $\{x_{ij}\}$. La matriz indica el valor de cada atributo para cada persona (o unidad de observación). Un índice de desigualdad multidimensional I es una función que asigna un número real a cada distribución conjunta X . Naturalmente, se espera que esta función cumpla con algunas propiedades o axiomas que caracterizan a todo indicador de desigualdad: que sea anónima, continua, invariante a las réplicas, consistente a descomposiciones y, lógicamente, que respete la propiedad de Dalton-Pigou generalizada a múltiples dimensiones.²⁰ Usualmente, se incluye también la propiedad de invarianza a la escala o alternativamente invarianza a las translaciones.

Todo índice de desigualdad multidimensional tiene inevitablemente que implícitamente o explícitamente determinar (i) la estructura de ponderaciones entre los distintos atributos

²⁰ La generalización de Dalton-Pigou no es trivial (ver Kolm, 1976). Atkinson y Bourguignon (1982) extienden los axiomas para considerar la correlación entre atributos cuando las distribuciones marginales no cambian. Lugo (2007) provee un excelente resumen de propiedades y medidas de índices multidimensionales, con una aplicación al caso de Argentina.

(usualmente asociada a la relevancia de cada uno como fuente de bienestar individual), (ii) el grado de sustituibilidad entre ellos y (iii) el grado de aversión a la desigualdad. Mientras que el punto (iii) es común a los índices unidimensionales discutidos en el capítulo anterior, los puntos (i) y (ii) surgen al considerar varios atributos en forma simultánea.

Reducción al análisis unidimensional

Una forma usual de obtener indicadores multidimensionales es reducir el problema a uno unidimensional. El enfoque requiere dos etapas: la primera consiste en construir un indicador resumen del bienestar individual a partir de información sobre múltiples atributos, y la segunda en aplicar las conocidas técnicas univariadas de medición de la desigualdad a ese indicador resumen. La primera etapa del proceso de agregación consiste en identificar una función $h(X_i)$ que resuma esos atributos en un indicador unidimensional s_i

$$(7.8) \quad s_i = h(X_i)$$

De esta forma, la distribución multidimensional de las x_{ij} se “colapsa” a una distribución unidimensional de los indicadores s_i , que es posible tratar con el instrumental tradicional de medición de la desigualdad.

Maasoumi (1986) propone utilizar la teoría de la información para especificar la forma de la función agregadora de bienestar. Las técnicas multivariadas de componentes principales (Maasoumi y Nickelsburg, 1988) y *clusters* (Hirschberg et al. 1991), o de análisis de eficiencia (Deutsch y Silber, 2005) pueden ser también usadas para este proceso de agregación.

La estrategia de Maasoumi (1986) es la más utilizada en la práctica. La función $h(\cdot)$ es elegida de modo tal que la distribución de los indicadores se parezca lo más posible a la distribución de los atributos. Maasoumi utiliza la teoría de la información como criterio para medir la similitud entre distribuciones. Específicamente, se busca elegir el vector $\{s_1, \dots, s_N\}$ que minimice la medida de divergencia

$$(7.9) \quad D(\beta) = \sum_{j=1}^J \alpha_j \left[\sum_{i=1}^N \frac{s_i \left[\left(\frac{s_i}{x_{ij}} \right)^{-\beta} - 1 \right]}{\beta(\beta - 1)} \right] \text{ con } \beta \neq 0, 1$$

donde α_j es la ponderación del atributo j . Maasoumi muestra que el vector de los indicadores s_i que minimiza (7.9) es

$$(7.10) \quad s_i = h(X_i) = \left(\sum_{j=1}^J \varpi_j x_{ij}^\beta \right)^{\frac{1}{\beta}} \text{ con } \beta \neq 0,$$

$$s_i = \prod_{j=1}^J x_{ij}^{\varpi_j} \text{ con } \beta = 0$$

con $\bar{\omega}_j = \alpha_j / \sum_k \alpha_k$. En la práctica, se asume $\beta \leq 1$ para que la elasticidad de sustitución sea no negativa. Nótese que s_i en (7.10) es una media generalizada que incluye como casos especiales las medias geométrica y aritmética. Nótese también que el indicador resumen de bienestar s_i puede interpretarse como una función de utilidad CES definida en el espacio de los atributos, con elasticidad de sustitución constante $\sigma = 1/(1-\beta)$. El parámetro β regula el grado de sustituibilidad entre los atributos. En el límite, cuando $\beta \rightarrow -\infty$ la ecuación (7.10) se aproxima a una Leontief: los atributos del bienestar son complementarios perfectos y no hay sustitución entre ellos. En el otro extremo, cuando $\beta \rightarrow 1$, (7.10) se aproxima a una función lineal en la que los atributos se vuelven sustitutos perfectos: menores niveles en un componente del bienestar pueden ser plenamente compensados por mayores niveles en otros.

Una vez reducido el problema multidimensional, Maasoumi propone elegir la familia de índices de entropía generalizada para medir desigualdad sobre la distribución de s_i . El índice de desigualdad multidimensional resultante es entonces,

$$(7.11) \quad I_{ME}(\beta, c) = \frac{1}{Nc(1-c)} \sum_{i=1}^N \left[1 - \left(\frac{s_i}{\mu_s} \right)^c \right]$$

donde μ_s es la media de la distribución de las s_i y c es el típico parámetro que regula el grado de aversión a la desigualdad. Si en lugar del índice de entropía aplicáramos el de Atkinson, el indicador multidimensional sería (para $\varepsilon \neq 1$)

$$(7.12) \quad I_{MA}(\beta, \varepsilon) = 1 - \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_i s_i^{1-\varepsilon} \right]^{\frac{1}{1-\varepsilon}}}{\mu_s}$$

Para aplicar esta estrategia de agregación es necesario, en primer lugar, hacer una transformación de los atributos con el propósito de llevarlos a la misma unidad de medida. La transformación más usual consiste en normalizar a cada atributo entre 0 y 1, en función de los valores mínimo (x_j^{\min}) y máximo (x_j^{\max}) del atributo en la población estudiada.

$$(7.13) \quad x_{ij}^n = \frac{x_{ij} - x_j^{\min}}{x_j^{\max} - x_j^{\min}}$$

donde x_{ij}^n es el valor del atributo normalizado.

El cuadro 7.12 muestra el indicador de desigualdad multidimensional de Maasoumi para el caso de Brasil, para una estructura de ponderaciones fija (igual por atributo), utilizando distintas configuraciones de los parámetros requeridos: el grado de sustituibilidad entre atributos determinado por β y el grado de aversión a la desigualdad regulado por el parámetro \mathcal{E} en el índice de Atkinson. Independientemente del indicador utilizado para la medición, el resultado de la fuerte caída de la desigualdad multidimensional en Brasil se sostiene.

Cuadro 7.12
Índices de desigualdad multidimensional
Brasil

	$\beta = -30$			$\beta = 0$			$\beta = 1$		
	A(0.5)	A(1)	A(2)	A(0.5)	A(1)	A(2)	A(0.5)	A(1)	A(2)
1993	0.303	0.495	0.835	0.142	0.291	0.579	0.045	0.117	0.497
1995	0.301	0.490	0.717	0.140	0.287	0.568	0.042	0.106	0.467
1997	0.297	0.488	0.724	0.135	0.278	0.559	0.036	0.091	0.427
1999	0.290	0.477	0.703	0.127	0.261	0.522	0.031	0.076	0.330
2001	0.293	0.480	0.715	0.122	0.251	0.511	0.027	0.065	0.326
2003	0.282	0.467	0.720	0.114	0.236	0.487	0.023	0.056	0.281
2005	0.268	0.447	0.694	0.107	0.221	0.462	0.021	0.049	0.246
2007	0.254	0.427	0.685	0.097	0.202	0.427	0.017	0.039	0.152
2008	0.250	0.420	0.667	0.096	0.199	0.422	0.016	0.035	0.137

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la PNAD, Brasil.

Nota: todos los atributos con iguales ponderaciones.

Índices globales de desigualdad multidimensional

A diferencia del esquema anterior, los indicadores globales de desigualdad multidimensional no operan en etapas, sino que asocian directamente un número real a cada distribución conjunta de las múltiples dimensiones consideradas en el análisis. Uno de los indicadores globales de desigualdad multidimensional más populares es el propuesto por Tsui (1995) como extensión de los indicadores de desigualdad relativa de Kolm (1969). Asumiendo una función de bienestar social continua, creciente, simétrica, estrictamente cuasi-cóncava, separable e invariante a la escala, Tsui deriva el siguiente índice multidimensional:

$$(7.14) \quad I_T = 1 - \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \prod_{j=1}^J \left(\frac{x_{ij}}{\mu_j} \right)^{r_j} \right]^{\frac{1}{\sum_k r_k}}$$

donde μ_j es la media del atributo j y los parámetros r deben satisfacer ciertas restricciones. El supuesto de separabilidad permite agregar los atributos de cada persona en un indicador s_i semejante al estudiado en la subsección anterior (s_i de Maasoumi para $\beta=0$)

$$(7.15) \quad s_i = \prod_{j=1}^J x_{ij}^{\bar{w}_j} \text{ donde } \bar{w}_j = \frac{r_j}{\sum_k r_k}$$

Una de las críticas principales al indicador de Tsui apunta a la dificultad para interpretar los parámetros y separar sus funciones como ponderadores y reguladores de la sustituibilidad entre atributos y aversión a la desigualdad.

Reemplazando $\sum_k r_k$ por $1-\mathcal{E}$, el índice puede escribirse como

$$(7.16) \quad I_T(\mathcal{E}) = 1 - \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i^{1-\mathcal{E}} \right]^{\frac{1}{1-\mathcal{E}}}}{s} \text{ con } \mathcal{E} \neq 1$$

donde s se calcula a partir de (7.15) con las medias de cada atributo μ_j , por lo que representa el bienestar de una persona representativa con atributos promedio. Los parámetros r_j implícitos en (7.16) determinan la ponderación de los atributos (a través de \bar{w}_j) y el grado de aversión a la desigualdad (a través de \mathcal{E}).

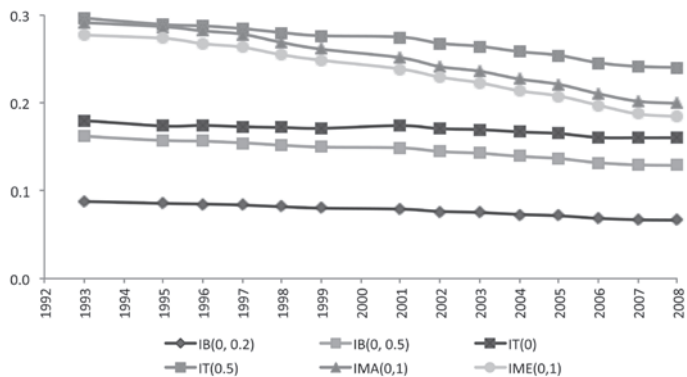
Bourguignon (1999) propone una medida donde la función de los parámetros es más clara

$$(7.17) \quad I_B(\beta, \mathcal{E}) = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^J (\bar{w}_j x_{ij}^\beta) \right]^{\frac{\mathcal{E}}{\beta}}}{\left[\sum_{j=1}^J (\bar{w}_j \mu_j^\beta) \right]^{\frac{\mathcal{E}}{\beta}}} \text{ con } \beta \neq 0$$

donde β regula el grado de sustituibilidad (por lo que se restringe a $\beta \leq 1$) y \mathcal{E} es el típico parámetro de aversión a la desigualdad.

La figura 7.21 ilustra la evolución de la desigualdad multidimensional en Brasil usando los indicadores de Maasoumi, Tsui y Bourguignon con diferentes parámetros. El resultado de la caída significativa de la desigualdad multidimensional en Brasil resulta robusto a la medición con diferentes índices.

Figura 7.21
Desigualdad multidimensional en Brasil
Índices de Maasoumi, Tsui y Bourguignon
Ingreso, educación y vivienda



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la PNAD, Brasil.

Nota: Ponderadores iguales entre dimensiones. IB=índice de Bourguignon, IT=índice de Tsui,

IMA=índice de Maasoumi con el índice de Atkinson e IME=índice de Maasoumi con el índice de entropía.

7.4. Desigualdad entre grupos

Mientras que el típico estudio distributivo considera a las personas (u hogares) como unidades primarias de análisis, en esta sección las ubicamos dentro de grupos caracterizados por alguna variable común. El estudio de la desigualdad entre grupos es útil como forma de entender la desigualdad agregada y como instrumento para focalizar la política económica.

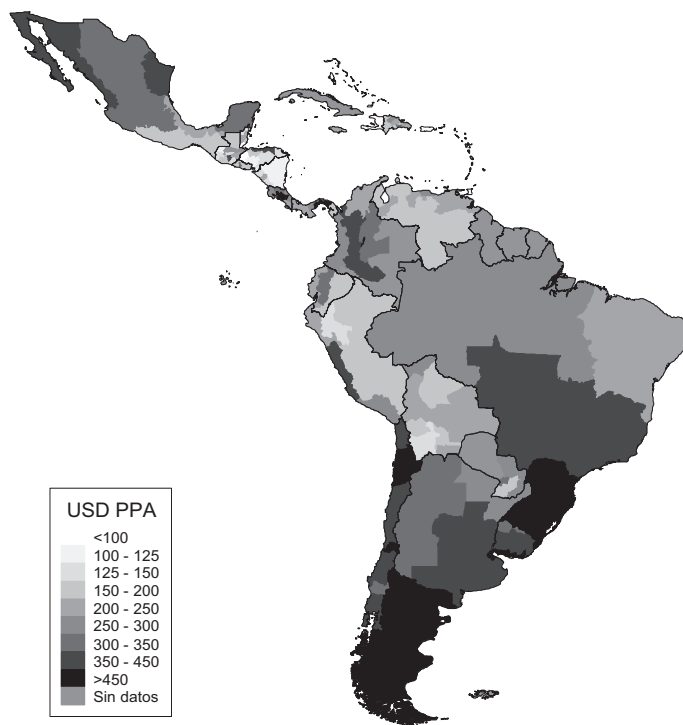
Supongamos que dividimos a una población de N personas en G grupos indexados con g . El análisis de desigualdad intergrupala ignora todas las divergencias dentro de cada grupo, tomando como argumento solo alguna medida resumen de cada uno, típicamente la media μ_g . Sobre la distribución de estas medias grupales es posible aplicar el instrumental de medición de la desigualdad desarrollado en el capítulo 6 (si se trata de una variable monetaria), o en la subsección anterior (si se trata de múltiples dimensiones). A menudo, el número de grupos es escaso (por ejemplo, urbano/rural u hombre/mujer), por lo que un simple ratio o diferencia de medias es suficiente para ilustrar el grado de desigualdad intergrupala.

En el resto de esta sección ilustramos sucintamente algunas desigualdades entre grupos geográficos y étnicos, y entre hombres y mujeres.

7.4.1. Desigualdad geográfica

Tanto el ingreso como otras variables de bienestar distan de estar distribuidas de manera uniforme en el espacio. Por diversas razones, los niveles de vida promedio difieren significativamente entre áreas geográficas, observación que se aplica tanto a la comparación entre grandes regiones continentales como entre barrios de una misma ciudad. El ingreso per cápita promedio (ajustado por PPA) relevado en 2007 por las encuestas de hogares era 2.7 veces superior en Costa Rica que en la vecina Nicaragua, y 2.5 veces mayor en Chile que en la limítrofe Bolivia. La figura 7.22 –un mapa del ingreso a nivel de regiones subnacionales– es ilustrativo de las disparidades geográficas en América Latina.

Figura 7.22
Mapa del ingreso per cápita a nivel de región



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, 2007.
Nota: valores mensuales.

La desigualdad regional es un componente importante de la desigualdad nacional en casi todos los países de América Latina. El cuadro 7.13 reporta los valores de la desigualdad intra e intergrupala dividiendo a los países en las regiones relevadas en las encuestas de hogares

oficiales. El componente intergrupar da cuenta de una fracción variable de las desigualdades totales: desde 4% en Argentina a 25.9% en Perú.²¹

Cuadro 7.13

Descomposiciones de desigualdad de ingreso inter e intra regional

		Theil			Contribución (%)		Número de regiones
		Total	Intragrupar	Intergrupar	Intragrupar	Intergrupar	
Argentina	2010	0.355	0.341	0.014	96.0	4.0	6
Brasil	2009	0.592	0.554	0.038	93.6	6.4	5
Colombia	2009	0.661	0.605	0.056	91.5	8.5	5
Costa Rica	2009	0.487	0.458	0.028	94.2	5.8	6
El Salvador	2009	0.441	0.391	0.049	88.9	11.1	5
Honduras	2009	0.576	0.439	0.137	76.3	23.7	6
Nicaragua	2005	0.600	0.559	0.041	93.1	6.9	4
Panamá	2009	0.501	0.464	0.037	92.7	7.3	4
Perú	2009	0.452	0.335	0.117	74.1	25.9	7
Uruguay	2009	0.375	0.355	0.019	94.8	5.2	5
Venezuela	2006	0.349	0.334	0.015	95.7	4.3	7

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Una descomposición semejante puede implementarse para caracterizar la desigualdad global en toda América Latina, es decir la desigualdad al considerar a la región como un gran agregado, desconociendo las divisiones políticas. Los resultados del cuadro 7.14 muestran que la desigualdad entre países (la desigualdad intergrupar) da cuenta de una fracción pequeña, aunque creciente, de la desigualdad latinoamericana global.

Cuadro 7.14

Descomposición de la desigualdad global en América Latina Índice de Theil

		Theil			% Inter
		Global	Intergrupar	Intragrupar	
Nacional	1992	67.8	2.3	65.5	3.4%
	2006	63.7	3.9	59.8	6.1%
Urbano	1992	64.2	1.3	62.9	2.0%
	2006	60.7	2.5	58.3	4.1%

Fuente: Gasparini et al. (2008).

²¹ En Argentina la encuesta releva solamente áreas urbanas, lo que reduce la disparidad inter-regional.

La información de las encuestas de hogares también permite caracterizar geográficamente a la desigualdad no monetaria. Los siguientes gráficos ilustran dos variables típicas en los indicadores de desigualdad multidimensional: los años de educación de los adultos y el acceso a baños con condiciones adecuadas de saneamiento. Los resultados indican condiciones más favorables en el Cono Sur y más deficitarias en el noreste y centro de Brasil, zonas andinas, América Central al norte de Costa Rica y sur de México.

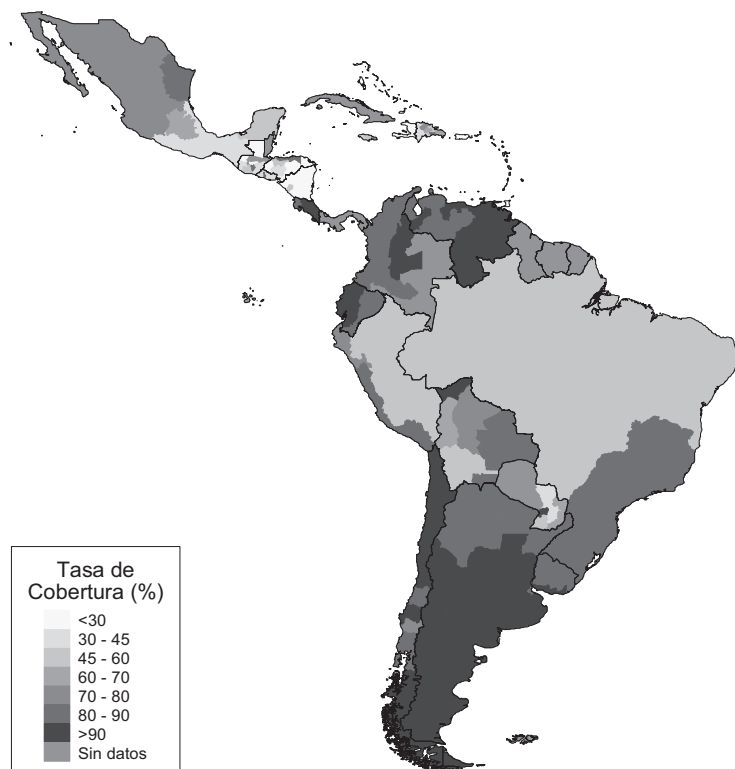
Figura 7.23
Años de educación de adultos, por región, 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Figura 7.24

Acceso a baños con saneamiento adecuado, por región, 2007



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

7.4.2. Desigualdad étnica

Una de las raíces de la desigualdad actual en América Latina proviene de los tiempos de la colonización europea, cuando se formaron sociedades altamente estratificadas en función de factores étnicos: una *elite* dominante europea y una vasta población indígena y afro-descendiente sometida. Con los siglos, esa situación de segregación extrema fue cambiando, en parte por avances políticos y económicos de los grupos inicialmente sojuzgados, y en parte por el proceso de mestizaje que fue diluyendo las fronteras étnicas. De cualquier forma, más de cinco siglos después de la conquista, aún perduran en América Latina grandes desigualdades socioeconómicas entre grupos étnicos. El estudio de las razones de esta persistencia durante tanto tiempo es complejo y admite argumentos variados que no repasaremos aquí. El análisis de las desigualdades étnicas se complica por el proceso de mestizaje mencionado anteriormente, el cual ha generado casi un continuo de combinaciones, por lo que toda defini-

ción de etnia implica cierta arbitrariedad. De cualquier forma, en la mayoría de los países de la región es posible identificar a grupos blancos, indígenas y afro-descendientes con escasa o nula mezcla étnica, y distinguirlos del resto de la población con distintos grados de mestizaje. La identificación étnica en las encuestas de hogares o censos de América Latina no sigue un protocolo común; lo usual es clasificar a una persona como indígena o afro-descendiente (i) si se autoidentifica como tal o (ii) en función de su lengua nativa.

Los estudios sobre desigualdades étnicas en América Latina suelen encontrar grandes disparidades en casi todas las dimensiones del bienestar entre grupos indígenas y afro-descendientes y el resto de la población. Busso, Cicowiez y Gasparini (2005) reportan que la mediana del ratio de pobreza monetaria de indígenas y afro-americanos frente al resto de la población es cercana a 2. El cuadro 7.15 reporta el ratio de ingresos desagregando en áreas urbanas y rurales. En todos los casos los cocientes son superiores a 1, indicando diferencias a favor de los grupos blancos y mestizos.

Cuadro 7.15
Ratio de ingresos

País		Urbano		Rural	
		blancos y mestizos / indígenas	blancos y mestizos / afro-americanos	blancos y mestizos / indígenas	blancos y mestizos / afro-americanos
Bolivia	2005	1.51		1.82	
Brasil	2007	1.16	1.53	1.50	1.21
Chile	2006	1.79		1.55	
Colombia	2006	2.09	1.26	1.55	
Guatemala	2006	2.33		1.86	
Nicaragua	2005	1.28		1.37	
Perú	2006	1.29	1.00	1.03	1.11
Uruguay	2006	1.23	1.89		

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Nota: Todas las diferencias estadísticamente significativas al 5% con excepción de afroamericanos en áreas urbanas de Perú.

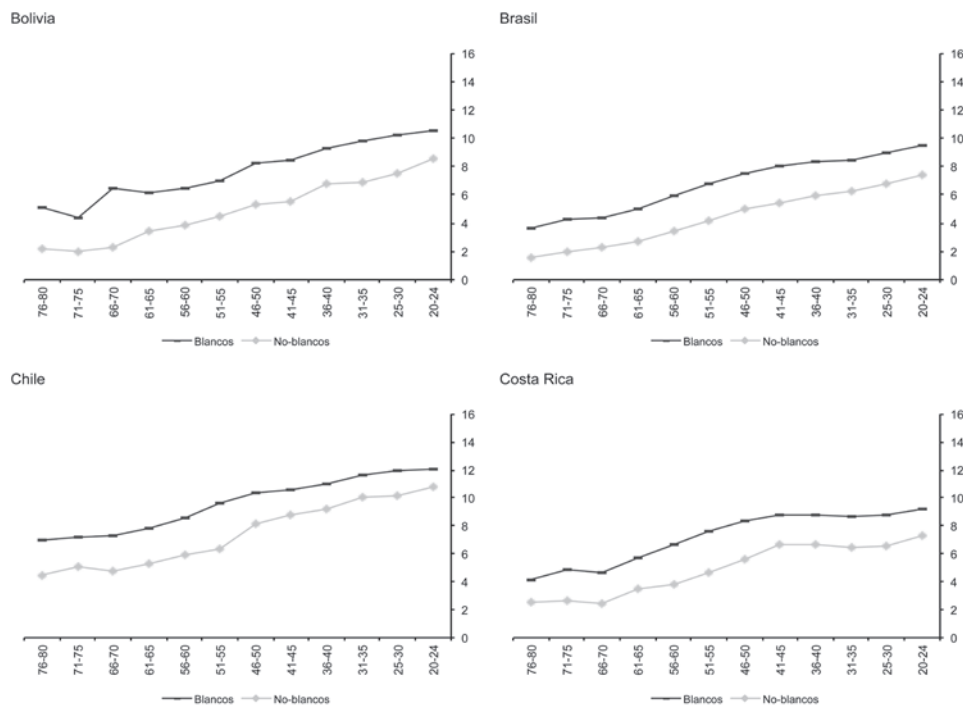
Las diferencias en otros indicadores de nivel de vida también son significativas. Los indígenas y afro-descendientes enfrentan mayores dificultades en el mercado laboral: las *dummies* que identifican a estos grupos en una típica ecuación salarial de Mincer resultan en la gran mayoría de los casos negativas y estadísticamente significativas. El acceso a la educación es menor entre los grupos indígenas y afro-descendientes, aunque en todos los países se ha avanzado hacia la escolarización primaria universal.²² La figura 7.25 indica los años de educación formal de cada cohorte, para Bolivia, Brasil, Chile y Costa Rica. Resulta auspicioso que el perfil educativo de los no blancos sea creciente: la educación se ha ido

²² Busso *et al.* (2005) reportan que la probabilidad condicional de asistir a la escuela primaria no es diferente entre grupos étnicos en la mayoría de los países analizados. Las diferencias en cambio son sustanciales en el nivel medio de educación y se magnifican en el terciario.

generalizando entre estos grupos en la mayoría de los países, generación tras generación. Sin embargo, resulta preocupante que la brecha no se haya acortado, en especial considerando que las posibilidades de progreso dependen en parte de los niveles relativos, y no solo absolutos, de capital humano.

Figura 7.25

Años de educación de la población adulta por cohorte de edad y grupo racial



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Busso et al. (2005).

En algunos países es posible examinar la desigualdad étnica con mayor detalle. El cuadro 7.16 muestra las brechas de ingresos y otras variables relevantes para cuatro grupos étnicos mayoritarios identificados en la encuesta de hogares de Guatemala, respecto del total de la población.

Cuadro 7.16

Ingreso, pobreza, variables educativas, agua y saneamiento por grupo étnico Guatemala, 2006

	Total	K'iche'	Q'eqchi'	Kaqchikel	Mam
<i>Observaciones (individuos)</i>	68,622	7,238	4,150	5,391	2,715
Ingreso per cápita familiar	967.2	505.1	409.6	647.8	494.9
Tasa de pobreza (USD 2.5)	33.9	48.7	70.5	35.9	51.0
Años de educación de población adulta	4.8	2.7	2.0	3.3	2.5
Tasas escolarización primaria	90.2	87.1	84.3	89.3	87.1
Tasas escolarización media	40.2	27.1	18.4	36.6	29.3
Tasas escolarización superior	6.8	2.2	0.8	3.6	2.2
Acceso a agua	76.4	78.1	39.8	80.5	74.8
Acceso a saneamiento	40.3	27.6	10.4	44.2	18.0

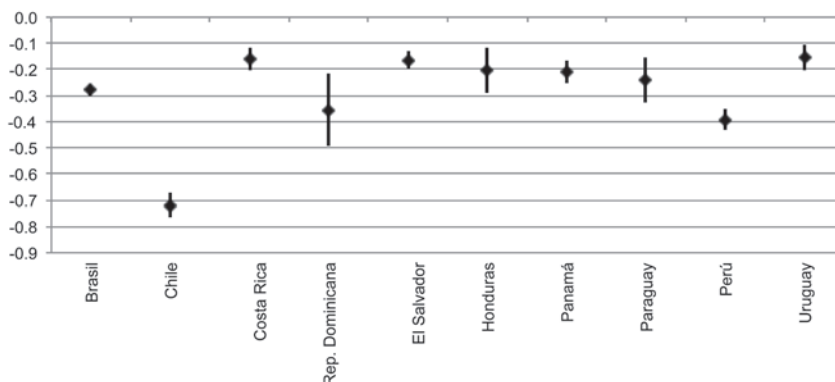
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI.

Nota: Se incluyeron solo los grupos con más de 2000 observaciones.

7.4.3. Desigualdad de género

La equidad de género es un objetivo social importante hacia el cual, en mayor o menor medida, han avanzado todos los países de América Latina. Hoy en día, la participación de la mujer en el mercado laboral y en las decisiones políticas es claramente superior a la de hace algunas décadas. Los avances en el terreno educativo han sido tales que en casi todos los países las tasas de escolarización son mayores en las mujeres que en los hombres. Pese a estos progresos, aún existen brechas importantes. En todos los países de América Latina existe un “descuento salarial” en el mercado laboral por el hecho de ser mujer. La *dummy* de mujer en una regresión salarial aparece sistemáticamente con signo negativo, controlando por los factores observables en las encuestas de hogares. La figura 7.26 muestra esos coeficientes junto a sus intervalos de confianza para una muestra de países de América Latina en el año 2009. Los coeficientes resultan en todos los casos negativos y estadísticamente significativos.

Figura 7.26
Dummy de variable de mujer, 2009



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

Nota: La variable dependiente en las regresiones es el logaritmo del salario horario; por lo tanto, la figura muestra las reducciones porcentuales en el salario horario atribuibles a la dummy de género.

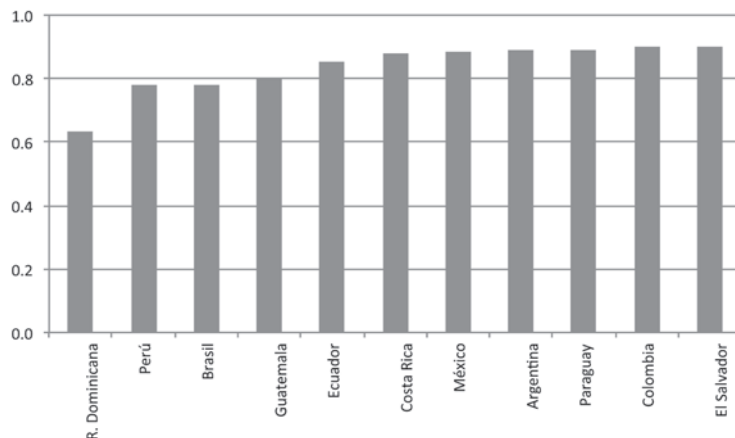
Se muestra la estimación puntual y el intervalo de confianza al 95% para cada país.

Para investigar más este punto, es posible simular el salario hipotético que los hombres ganarían si se les pagara con el mismo criterio que a las mujeres. Para ello, puede estimarse una ecuación de Mincer para las mujeres y aplicar el vector de coeficientes resultante β_m a las características de los hombres X_h . La figura 7.27 muestra el ratio r entre el salario medio simulado de esta forma y el salario medio percibido en la realidad por los hombres:

$$(7.18) \quad r = \frac{X_h \beta_m}{X_h \beta_h} = \frac{X_h \beta_m}{w_h}$$

En todos los casos, esta proporción es inferior a uno, reflejando el hecho de que las mujeres ganan menos que los hombres incluso cuando se controla por características observables. Este resultado tiene dos interpretaciones principales alternativas no excluyentes: puede ser la consecuencia de la discriminación de género contra las mujeres en el mercado laboral, o el resultado de que por razones culturales, genéticas u otras los hombres tienen factores no observables (por ejemplo, mayor ambición o competitividad) que son más valorados en el mercado laboral.

Figura 7.27
Ratio salario simulado sobre real de hombres



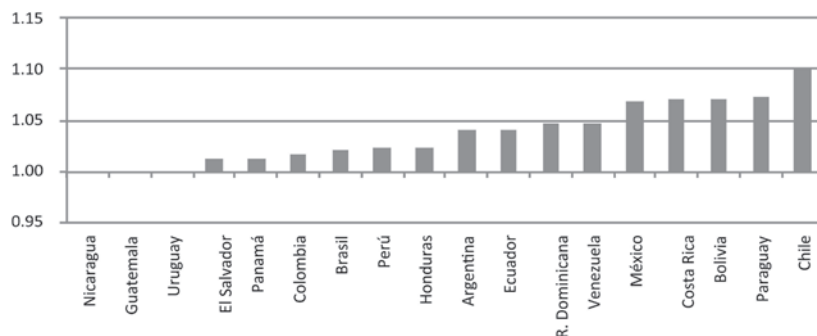
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares, circa 2008.

En dos ambiciosos estudios, Atal, Ñopo y Winder (2009) y Hoyos y Ñopo (2010) proveen evidencia sobre las brechas salariales por género en América Latina. Los autores encuentran que la parte de las brechas salariales por género no explicada por factores observables son mayores entre los trabajadores de más edad, informales, autoempleados y en firmas pequeñas. Los estudios reportan una ligera reducción en la brecha salarial por género en el período 1992-2007, siendo la reducción más notoria aquella producida en los estratos inferiores de la distribución (trabajadores independientes, de tiempo parcial y en áreas rurales).

Si bien las mujeres tienen ingresos laborales inferiores a los hombres, esto no se traduce necesariamente en niveles de vida inferiores, dado que hombres y mujeres viven en hogares donde se comparte el presupuesto familiar. La figura 7.28 muestra el ratio entre ingreso per cápita de hombres y mujeres en todos los países de América Latina. En algunos de ellos la brecha de género no es significativamente distinta de cero (Nicaragua, Guatemala, Uruguay, El Salvador y Panamá).²³ En el resto hay diferencias estadísticamente significativas a favor de los hombres. Chile es el caso más notorio con una diferencia de 10% en el ingreso per cápita familiar a favor de los varones.

²³ Estos resultados dependen crucialmente de un supuesto que discutimos en el capítulo 3: la distribución igualitaria de recursos intra-hogar. Más estudios son necesarios para evaluar si los resultados sobre la magnitud de la brecha de género se mantienen cuando se agrega información sobre la distribución de recursos dentro de la familia.

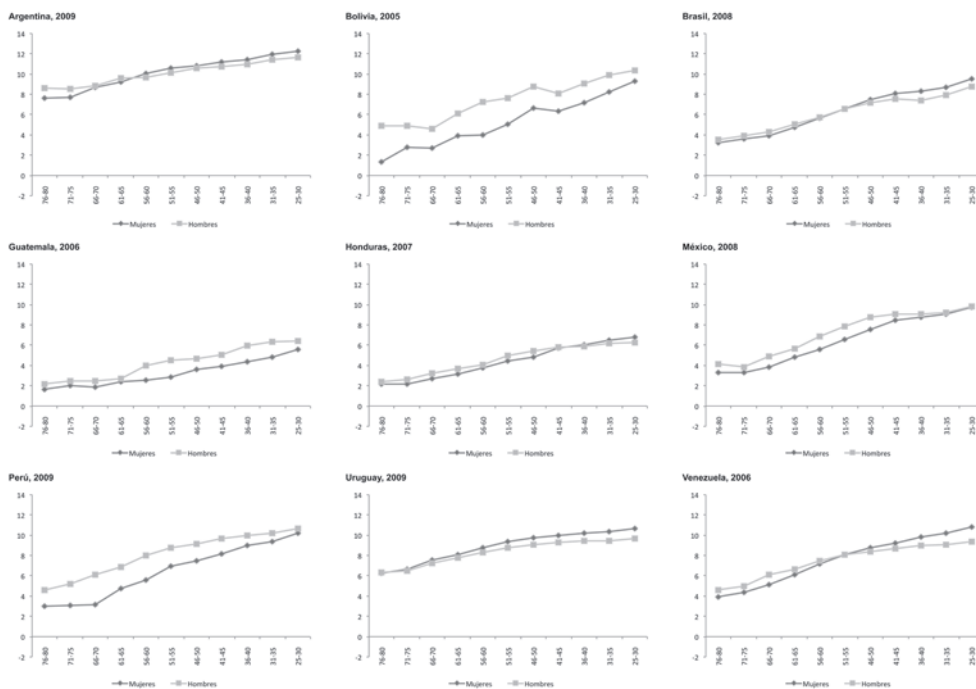
Figura 7.28
Ratio de ingreso per cápita entre hombres y mujeres
Países de América Latina, circa 2009



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

La región ha experimentado un progreso sustancial hacia el objetivo de la igualdad de género en términos de educación. Mientras que los adultos mayores varones de América Latina tienen niveles de educación formal más elevados que las mujeres de su grupo etario, en la mayoría de los países las mujeres jóvenes tienen más años de educación que los varones de su misma edad. Un cruce en las curvas de educación ha tenido lugar en la mayoría de los países, aunque en distintos momentos del tiempo (figura 7.29). Mientras que en Uruguay las mujeres en sus sesenta tienen más años de educación formal que sus homólogos masculinos, en Honduras esa situación solo se observa para las personas con alrededor de treinta años de edad y más jóvenes. Hay algunos países donde la brecha de género en favor de los hombres sigue existiendo, aunque se ha acortado en las últimas décadas (por ejemplo, Bolivia, Guatemala y Perú).

Figura 7.29
Años de educación por grupo etario – Varones y mujeres



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de las encuestas de hogares.

7.5. Polarización, segregación y clases

En esta sección se profundiza el análisis de la distribución por grupos, revisando la literatura de polarización, segregación y clases, de mayor tradición en otras ciencias sociales, pero de creciente relevancia en economía.

7.5.1. Polarización

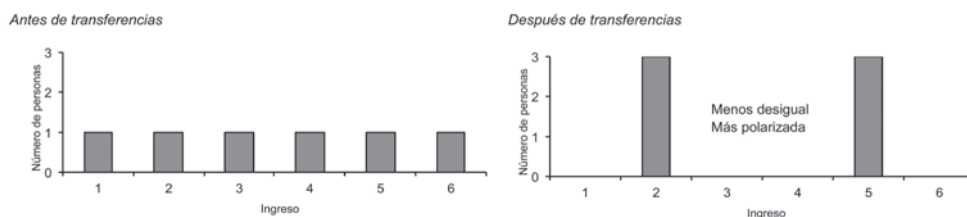
Dada una característica relevante (como el nivel de ingreso, la raza, la religión o el nivel educativo), la población está polarizada en la medida en que (i) existan grupos cuyos miembros compartan una característica y se identifiquen con el grupo y (ii) se sientan diferenciados de los miembros de otros grupos. En este sentido, la polarización puede concebirse como una combinación de *identificación* y *alienación*. La identificación de grupo y el distanciamiento con el resto producen antagonismo entre la población y potencialmente generan un clima de tensión social. El concepto de polarización tiene sus raíces en la sociología y las ciencias

políticas, siendo Karl Marx el primero en estudiarla. En economía su análisis formal tuvo origen en la década del noventa, con los trabajos de Esteban y Ray (1994), Foster y Wolfson (1992) y Wolfson (1994).

La noción de polarización comparte con la de desigualdad la preocupación por las diferencias entre los individuos, pero agrega un aspecto que el concepto de desigualdad ignora: la semejanza entre ciertas personas puede implicar la formación de una conciencia de grupo que desemboque en una situación de tensión y conflicto con otros grupos también internamente homogéneos.

Para entender la diferencia entre polarización y desigualdad pensemos en una sociedad compuesta por seis personas a las que llamamos A, B, C, D, E, y F, cuyos ingresos son \$1, 2, 3, 4, 5 y 6, respectivamente. El primer panel de la figura 7.30 muestra un histograma de la distribución del ingreso en este caso. Asumamos ahora que dos transferencias de \$1 modifican la distribución: una de C a A y otra de F a D.

Figura 7.30
Histogramas de la distribución del ingreso
Frecuencias absolutas



Ambas transferencias son igualadoras (de personas más ricas a personas más pobres), por lo que todos los índices de desigualdad que cumplan con el criterio de Dalton-Pigou en sentido estricto caerán, indicando una distribución más igualitaria. Ahora bien, nótese que en este ejemplo la nueva distribución del ingreso presenta a tres personas con un ingreso de \$2 (A, B y C) y a otras tres con un ingreso de \$5 (D, E y F). La población queda entonces dividida en dos grupos claramente diferenciados que al interior son perfectamente homogéneos. Se llega así a una sociedad menos desigual, pero posiblemente más polarizada. La noción de polarización hace referencia a la existencia de grupos homogéneos que antagonizan entre sí. En la nueva situación, las personas podrían identificarse como parte de grupos claramente definidos y significativamente diferentes de los demás, lo cual es menos claro en la distribución pre-transferencias. Naturalmente, el grado en el que la situación post-transferencias implica mayor identificación, y la medida en que esta se traduce en la práctica en antagonismo y tensión social, son aspectos debatibles posibles de resolver solo con evidencia empírica.

El ejemplo anterior fue diseñado para ilustrar un caso en el que la polarización y la desigualdad se mueven en direcciones opuestas. Sin embargo, en la mayoría de los casos estos conceptos están positivamente correlacionados. El análisis de la polarización debe ser entendido como complementario al de la desigualdad: ambos conceptos son dimensiones diferentes aunque relacionadas de una misma distribución.

La idea de polarización económica está emparentada con la de cohesión social, aunque este es un concepto más amplio que abarca dimensiones no económicas. De hecho, incluso en sociedades económicamente homogéneas, es posible que broten tensiones sociales a partir de diferencias raciales o religiosas, por ejemplo. Del mismo modo, una sociedad altamente polarizada en términos económicos podría exhibir altos niveles de cohesión social si algunos valores, ideas y puntos de vista fuesen compartidos por una amplia mayoría. En este sentido, el estudio de la polarización económica es solo una contribución, más o menos relevante dependiendo del contexto, al estudio del grado de cohesión de una sociedad.

Un estudio de polarización requiere en principio (i) precisar criterios para dividir a la población en grupos y (ii) medir el grado de identificación y alienación de las personas. Por simplicidad la mayor parte de esta sección –y gran parte de la literatura– utiliza el ingreso para ambas funciones, aunque un análisis más rico puede extenderse a otras variables y a espacios multidimensionales. Por ejemplo, la “polarización por características” utiliza alguna variable discreta para proveer una medida de agrupación relevante de la población, como la raza, la religión o el área de residencia. En la práctica, la identificación de los grupos en estos casos es relativamente inmediata, dado que la información suele estar codificada en pocas categorías (urbano-rural, blanco-mestizo-resto, etc.). Distinto es el caso del ingreso, variable continua para la cual ninguna división en categorías resulta perfectamente natural.

Wolfson (1994) propone dividir a la población en solo dos grupos de igual tamaño: aquellos con ingreso menor a la mediana m y aquellos con ingreso superior. La medida de polarización de Wolfson (P_w) se define en función del área entre la curva de Lorenz y la línea tangente a la mediana, y puede escribirse como

$$(7.19) \quad P_w = 2 \frac{\mu}{m} [2(0.5 - L(0.5)) - G]$$

donde μ es el ingreso medio, m el mediano, $L(0.5)$ el valor de la curva de Lorenz en la mediana del ingreso y G el coeficiente de Gini. La polarización del ingreso alcanza su valor máximo (1) cuando la mitad de la población tiene ingreso cero y la otra mitad tiene dos veces la media.

Esteban y Ray (1994) proponen un esquema conceptual más ambicioso y permiten la consideración de más de dos grupos. En particular, suponen que cada individuo está afectado

por dos fuerzas: la identificación I , que depende del tamaño relativo del grupo al cual pertenece (π_i) y la alienación A , que es función de la distancia de ingresos con el resto de la población. El efecto conjunto de estas dos fuerzas está dado por la función de antagonismo efectivo $T(I,A)$. Se postula que la polarización total en la sociedad es la suma de todos los antagonismos efectivos

$$(7.20) \quad P = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \pi_i \pi_j T(I(\pi_i), A(|x_i - x_j|))$$

donde n indica el número de grupos. Esteban y Ray demuestran que la única medida que satisface un conjunto deseable de axiomas es el índice P_{ER} , dado por

$$(7.21) \quad P_{ER} = k \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \pi_i^{1+\alpha} \pi_j |x_i - x_j|$$

con $k > 0$, y donde $\alpha \in [0, 1.6]$ indica el grado de sensibilidad a la identificación.

Mientras P_w asume dos grupos del mismo tamaño y P_{ER} permite trabajar con varios grupos de tamaños potencialmente diferentes, Esteban, Gradín y Ray (1999) proponen una metodología para determinar endógenamente el tamaño de los grupos, basada en la idea de minimización de la heterogeneidad intragrupal. La idea consiste en fijar exógenamente el número de grupos y luego escoger puntos de la distribución que minimicen la dispersión del ingreso dentro de los grupos. Esteban *et al.* (1999) sostienen que un índice de polarización debe ser utilizado solo después de que la población ha sido reagrupada de una manera tal que capture la estructura de identificación grupal de la sociedad. Los autores proponen la siguiente medida de polarización,

$$(7.22) \quad P_{EGR} = P_{ER} - \beta [G(f) - G(p^*)]$$

El primer término de la ecuación es la medida de polarización P_{ER} y el segundo corresponde a una medición del error o falta de identificación, ponderado por un parámetro libre β . Este error es medido por la diferencia entre el coeficiente de Gini real al tomar toda la distribución $G(f)$, y el Gini que resulta de separar a la población en ρ grupos de manera “óptima”, es decir, minimizando la dispersión intragrupal. La práctica usual es fijar el número de particiones de la distribución en tres y llamar a los grupos resultantes pobres, clase media y ricos. El esquema de Esteban *et al.* (1999) realiza esta partición de manera endógena.

Si bien el esquema discutido hasta ahora utiliza un mecanismo bastante común e intuitivo para definir diferentes estratos socioeconómicos, la división de la distribución del ingreso en una cantidad finita de grupos no es natural, ya que el ingreso es una variable continua, lo cual implica arbitrariedad en la elección del número de grupos. El índice de Duclos, Esteban y Ray (2004) permite que los individuos no estén agrupados dentro de intervalos de ingresos

discretos y propone que el área de identificación sea determinada por técnicas no paramétricas de *kernels*, evitando así las elecciones arbitrarias. Los autores establecen que una medida de polarización general que respete un conjunto básico de axiomas debe ser proporcional a

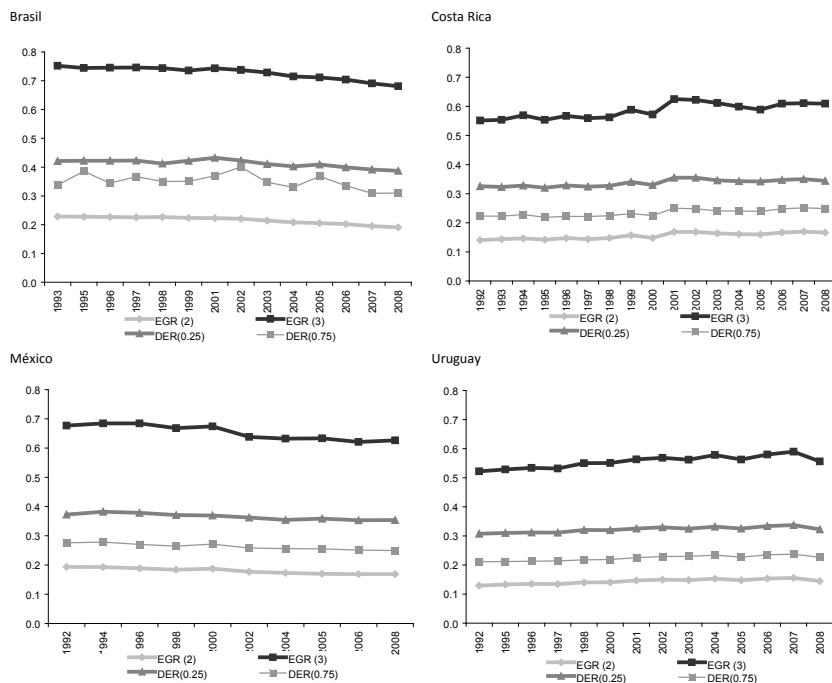
$$(7.23) \quad P_{DER} \equiv \iint f(x)^{1+\alpha} f(y) |y-x| dy dx$$

donde $f(y)$ y $f(x)$ denotan la función de densidad del ingreso. Mientras más alto sea el parámetro α , mayor será el peso asociado a la identificación dentro del índice de polarización. En este sentido, el parámetro α implícitamente captura los juicios de valor del analista en relación con la relevancia de la formación de *clusters*. Cuando $\alpha=0$, la identificación dentro de los grupos es ignorada por el índice. En este caso, el índice de polarización coincide con el coeficiente de Gini. En contraste, un valor alto de α indica preocupación por la formación de grupos de ingreso en la sociedad. Puede demostrarse que para respetar un conjunto de axiomas deseables el parámetro α debe pertenecer al intervalo $[0.25, 1]$. Lo usual en un trabajo empírico es presentar estadísticas de polarización para distintos valores del parámetro α en ese rango.

Gasparini, Horenstein, Molina y Olivieri (2008) computan el coeficiente de Gini y el índice de polarización del ingreso P_{DER} para distintos valores del parámetro α para todos los países de América Latina en varios años. A medida que el parámetro α aumenta, el peso de la identificación en las medidas de polarización se incrementa, y por lo tanto la relación lineal entre polarización y desigualdad pierde fuerza. Cuando $\alpha=0.25$ el ajuste lineal es bastante preciso: el coeficiente de correlación es 0.98. En cambio, para $\alpha=1$ se reduce a 0.45.

La evidencia empírica sobre polarización y su relación con las tensiones sociales en América Latina es todavía incipiente. La figura 7.31 muestra un conjunto de índices de polarización para algunos países de la región. Los patrones no son uniformes: mientras que la polarización de ingresos se redujo en Brasil y México, aumentó en Costa Rica y Uruguay, aunque partiendo desde niveles inicialmente más bajos.

Figura 7.31
Índices de polarización (P_{EGR} y P_{DER})



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Gasparini, Horenstein, Molina y Olivieri (2008) encuentran que el promedio del índice DER para los países de Latinoamérica y el Caribe es 44% superior al promedio de Europa y 40% mayor para el resto de los países de la OECD incluidos en el estudio de Duclos *et al.* (2004). El país más polarizado de Europa, Rusia, está casi al mismo nivel que el menos polarizado de Latinoamérica, Uruguay. Este país, pequeño y eminentemente urbano, es el prototipo de cohesión social en Latinoamérica, pero sería considerado como una sociedad muy polarizada en el contexto europeo. Si los argumentos que motivan el estudio de la polarización son correctos, la evidencia de altos índices de polarización en América Latina podría ayudar a entender por qué la región se caracteriza por tener altos niveles de tensión e inestabilidad socio-política.²⁴

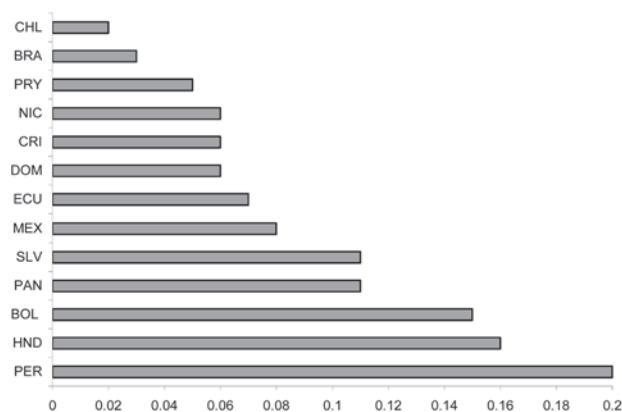
²⁴ Gasparini *et al.* (2008) encuentran una asociación empírica fuerte, aunque no necesariamente causal, entre polarización y conflicto en América Latina. Sin embargo, sus resultados también sugieren una relación semejante y no menos fuerte entre desigualdad y conflicto.

Un índice muy utilizado para medir polarización por características es el de Zhang y Kanbur (2001), quienes proponen un coeficiente basado en el ratio entre la desigualdad entre grupos y la desigualdad dentro de ellos, ambos medidos mediante el índice de entropía de Theil.²⁵ A medida que los grupos se hacen internamente más homogéneos disminuye la desigualdad intragrupal y las diferencias entre ellos son magnificadas en términos relativos. Como resultado de esto, la polarización es mayor. De manera similar, si mantenemos inalterada la desigualdad intragrupal, a medida que aumenta la distancia entre grupos, la polarización aumenta. Analíticamente,

$$(7.24) \quad P_{ZK} = \frac{T_B}{T_W} = \frac{\sum_{j=1}^K \frac{N_j}{N} \frac{\mu_j}{\mu} \ln\left(\frac{\mu_j}{\mu}\right)}{\sum_{j=1}^K \frac{N_j}{N} \frac{\mu_j}{\mu} T_j}$$

donde j indexa los grupos, K es el número de grupos (definidos exógenamente), N_j el número de individuos de cada grupo, μ_j el ingreso promedio de cada grupo y T_j el índice de Theil del grupo j . La figura 7.32 muestra los valores de este indicador para la partición de la población según residencia urbano-rural. El grado de polarización es superior en Perú, Honduras y Bolivia, y menor en Chile y Brasil.

Figura 7.32
Índices de polarización por área (urbano-rural)



Fuente: Gasparini, Horenstein, Molina y Olivieri (2008).

²⁵ Chakravarty y Maharaj (2009) caracterizan índices de polarización que combinan desigualdad inter e intragrupal sobre la base de ciertos axiomas.

7.5.2. Segregación ²⁶

El concepto de segregación alude a la desigual distribución de grupos caracterizados por cierto atributo (por ejemplo, raza, género o nivel socioeconómico) entre unidades organizativas (como barrios, escuelas, trabajos). El típico ejemplo es el de la segregación espacial, según la cual la distribución de la población en el espacio geográfico disponible no es aleatoria, sino que responde a ciertos atributos de la persona, como su grupo étnico o su nivel de ingreso. Una ciudad completamente segregada por ingreso es aquella en la que en ciertos barrios solo viven personas con ingreso menor a un umbral, y en el resto de la ciudad los que superan ese umbral. Consideremos dos barrios llamados N (norte) y S (sur), y dividamos a la población en dos grupos según su ingreso – P (pobres) y R (ricos)–, denotando con s_{ij} a la participación del grupo i en la población total del barrio j . La ciudad está perfectamente segregada si $s_{PN}=0$ y $s_{RS}=0$ (ó $s_{PS}=0$ y $s_{RN}=0$) y perfectamente integrada si $s_{PN}=s_{PS}=s_P$ (ó $s_{RN}=s_{RS}=s_R$), donde s_i indica la participación del grupo de ingreso i en la población total.

La segregación es usualmente considerada un problema social en cuanto atenta contra la interacción entre los miembros de diferentes grupos, lo cual puede contribuir a la persistencia de la desigualdad, a la formación de trampas de pobreza y a un ambiente de alienación y conflicto (Durlauf, 2006).

La literatura sobre medición de la segregación es extensa.²⁷ Uno de los indicadores más populares es el índice de disimilitud, ya introducido en este capítulo. Continuando con el ejemplo de la segregación residencial y admitiendo un número de barrios $J \geq 2$, este índice puede escribirse como

$$(7.25) \quad S_D = \sum_{j=1}^J \frac{N_j |s_{Pj} - s_P|}{2N \cdot s_P \cdot (1 - s_P)}$$

Nótese que este indicador es la suma de los individuos que habría que reasignar entre barrios para alcanzar plena integración, normalizado por el número que habría que reasignar si se partiera de un estado de completa segregación. Un indicador semejante es el *ratio de varianzas*, dado por

$$(7.26) \quad S_V = \sum_{j=1}^J \frac{N_j (s_{Pj} - s_P)^2}{N \cdot s_P (1 - s_P)}$$

²⁶ Agradecemos especialmente a David Jaume y Emmanuel Vazquez (CEDLAS-UNLP) por la colaboración en esta sección.

²⁷ Ver Duncan y Duncan (1955), James y Taeuber (1985), Massey y Denton (1988) y Flückiger y Silber (1999). Los indicadores de esta sección miden la dimensión más estudiada de la segregación asociada a la distribución desigual de grupos entre unidades. La literatura se extiende hacia otras dimensiones. Por ejemplo, el índice de aislamiento capta la dimensión de exposición o contacto potencial, midiendo la probabilidad de que un individuo en cierto grupo se encuentre en una unidad organizativa con un individuo del mismo grupo.

Un índice alternativo es el coeficiente de Gini de segregación, definido como la suma ponderada y normalizada de la diferencia absoluta de las proporciones de grupos (en este caso pobres) entre todos los posibles pares de unidades (barrios). Formalmente,

$$(7.27) \quad S_G = \sum_{k=1}^J \sum_{l=1}^J \frac{N_k N_l |s_{Pk} - s_{Pl}|}{2N^2 s_p (1 - s_p)}$$

En todos estos casos la población es dividida en dos grupos, lo cual facilita el análisis, pero en algunos contextos implica una excesiva simplificación del problema. El índice de Theil de segregación permite la consideración de múltiples grupos previamente definidos por el analista

$$(7.28) \quad S_T = \sum_{j=1}^J \frac{N_j (T - T_j)}{N.T}; \quad T = \sum_{g=1}^J s_g \ln \left(\frac{1}{s_g} \right)$$

donde T es el índice de Theil en el que los argumentos son las participaciones de cada grupo g en la población (ver capítulo 6). El índice S_T mide entonces las diferencias entre la diversidad de cada unidad respecto del total.

Una alternativa consiste en descomponer la variación total del ingreso en dos componentes: entre unidades y dentro de cada unidad (por ejemplo, barrio). Jargowsky (1996) propone el índice de ordenamiento barrial (*Neighborhood Sorting Index*, NSI) como la raíz cuadrada del ratio entre la varianza de ingreso entre barrios y la varianza total.

En un trabajo más reciente, Watson (2009) propone un índice de brecha por centiles

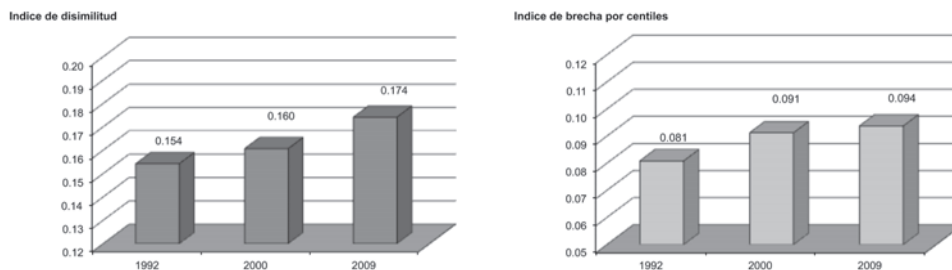
$$(7.29) \quad s_{CGI} = \left(0.25 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i - p_i^{med}| \right) / 0.25$$

donde p_i es el percentil de la distribución del ingreso de toda la población en el que se ubica el individuo i y p_i^{med} es el percentil de esa distribución global correspondiente al individuo mediano de la unidad a la que pertenece i . Si una población estuviera perfectamente integrada por su ingreso, cada unidad reproduciría la distribución general (percentiles de 0 a 1), la diferencia promedio entre una familia y la mediana en su unidad sería 0.25, y entonces $s_{CGI} = 0$. En el otro extremo, si la población estuviera perfectamente segregada, cada unidad contendría en el límite individuos con el mismo ingreso y en el mismo percentil, por lo que $s_{CGI} = 1$.²⁸ Este índice tiene la ventaja de prescindir de la subjetividad del analista en la definición de los grupos en los que se divide la población.

²⁸ Esto sólo es cierto si existen más de 100 unidades organizativas de manera tal que cada percentil se ubique en una unidad distinta. En el caso de dos unidades organizativas donde un grupo de la población se ubica en una y el resto en la otra la máxima medida es 0.5.

El instrumental presentado en esta sección puede ser aplicado en muchas áreas, pero es particularmente útil para estudiar problemas de segregación residencial, ocupacional, racial y educativa. Por ejemplo, es relevante examinar el grado de segregación escolar de la población joven. La segregación de los niños de diferentes niveles socioeconómicos en escuelas separadas puede ser un factor que erosiona las perspectivas de una sociedad más integrada y equitativa. La figura 7.33 muestra estadísticas del grado de segregación de los niños de diferentes estratos de ingreso en escuelas públicas y privadas. Sobre la base de una muestra de 14 países latinoamericanos, se reportan los valores medios de dos índices de segregación: el de disimilitud considerando al quintil de ingresos inferior como el grupo minoritario y el s_{CGI} . A pesar de una reducción fuerte en las disparidades de ingresos en el período 1992-2009 (ver capítulo 6), no hay evidencia de una reducción en el grado de segregación escolar entre las escuelas públicas y privadas de los niños de distintos estratos socioeconómicos. De hecho, la evidencia parece señalar un aumento de la segregación escolar que genera alguna preocupación acerca del grado de cohesión social en un futuro próximo.

Figura 7.33
Índices de segregación
Segregación escolar público-privada
América Latina



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Gasparini, Jaime, Serio y Vazquez (2011).

Utilizando datos del Programa Internacional de Evaluación de Alumnos (PISA), Vazquez (2011) computa el nivel de segregación de los jóvenes entre escuelas, utilizando como atributo un indicador de nivel socioeconómico. El autor encuentra que varios países latinoamericanos lideran el ranking de segregación escolar (Perú, Chile, Panamá y México). Aun controlando por el nivel de desigualdad en el indicador socioeconómico y otros factores, la segregación escolar en América Latina se mantiene relativamente alta.

7.5.3. Clases

El concepto de *clase social* es una herramienta de análisis muy utilizada en sociología y otras ciencias sociales, pero en gran parte descuidada por la economía convencional moderna. El término hace referencia a “*categorías discretas y durables de la población caracterizadas por el acceso diferencial a recursos generadores de poder y a oportunidades de vida*” (Portes y Hoffman, 2003). Mientras Max Weber propuso el concepto de clase para definir grupos de individuos con semejantes oportunidades económicas en el mercado, Karl Marx acentuó la pertenencia a la misma posición dentro de la organización social de la producción y, por consiguiente, al mismo papel dentro de la relación de explotación del trabajo y poder (Wright, 1979). Desafortunadamente, dada la escasez de información y la vaguedad en las definiciones, las estimaciones empíricas que pretenden implementar estos conceptos son rudimentarias. En la práctica, las clases sociales son generalmente identificadas en términos de fuentes de ingresos y tipos de empleo. Por ejemplo, en un estudio para América Latina, Portes y Hoffman (2003) dividen a la población adulta en cinco grupos: grandes empresarios, profesionales y ejecutivos, pequeños empresarios, trabajadores formales e informales. En esta clasificación, los dos primeros grupos son considerados la “clase dominante”. Los capitalistas se definen operacionalmente como propietarios de empresas grandes y ejecutivos y profesionales en el sector público y en empresas grandes. El umbral que define a una empresa como “grande” es situado en apenas 5 empleados. La pequeña burguesía incluye los propietarios de pequeñas empresas, profesionales y técnicos por cuenta propia. Los trabajadores se dividen en formales –aquellos en el sector público o en empresas grandes– e informales. Siguiendo esa propuesta, el cuadro 7.17 reporta, para cada grupo, la participación en la población económicamente activa y en el ingreso total, de acuerdo con información de encuestas de hogares en una muestra de países de América Latina. En promedio los patrones representan el 1% de la población laboralmente activa. La participación de este grupo en el ingreso total registrado en las encuestas de hogares no supera en promedio el 5%, lo cual habla de las serias dificultades de estas encuestas en captar correctamente los ingresos de capital y beneficios empresariales, tanto por ausencia de grandes millonarios en los relevamientos, como por subdeclaración de ingresos de los encuestados más ricos.²⁹ Los profesionales y ejecutivos concentran, en promedio, el 8% de la población activa, pero reúnen cerca del 20% del ingreso declarado. En los países incluidos en el cuadro 7.17 existe un claro patrón hacia la expansión de este grupo en el tiempo, tanto en términos de su participación en la PEA como en el ingreso total.

²⁹ Estos puntos son discutidos en varios capítulos del libro y en el apéndice III.

Cuadro 7.17

Participación en la PEA y en el ingreso total por grupos

Participación en la PEA de cada grupo

		Patrones	Profesionales y ejecutivos	Pequeños empresarios	Trabajadores formales	Trabajadores informales	Total
Argentina	1992	1.2	10.4	3.6	38.0	46.8	100
	2006	1.1	15.6	2.6	34.7	45.9	100
Bolivia	1997	1.6	8.4	4.3	14.0	71.8	100
	2005	1.7	7.6	3.5	15.7	71.5	100
Brasil	1993	0.5	4.5	3.0	33.4	58.6	100
	2007	0.6	8.8	2.9	33.6	54.1	100
Panamá	1995	0.8	7.2	2.0	40.8	49.2	100
	2006	0.8	8.9	2.0	36.8	51.4	100
Perú	1997	1.1	11.4	4.3	17.5	65.7	100
	2006	1.2	13.4	4.2	16.1	65.2	100
Venezuela	1992	2.4	6.0	5.1	47.4	39.0	100
	2006	0.9	12.9	3.1	31.3	51.7	100

Participación en el ingreso individual de cada grupo

		Patrones	Profesionales y ejecutivos	Pequeños empresarios	Trabajadores formales	Trabajadores informales	Total
Argentina	1992	3.9	19.0	6.9	37.8	32.3	100
	2006	2.6	28.1	4.6	40.1	24.6	100
Bolivia	1997	10.5	22.6	11.0	17.6	38.3	100
	2005	5.9	22.8	9.4	21.8	40.2	100
Brasil	1993	3.8	20.0	10.7	36.1	29.4	100
	2007	3.8	24.7	9.0	33.4	29.1	100
Panamá	1995	3.6	21.8	3.5	52.0	19.1	100
	2006	3.7	24.4	3.8	44.8	23.3	100
Perú	1997	4.7	24.1	10.2	23.4	37.6	100
	2006	3.6	31.1	8.6	19.8	36.9	100
Venezuela	1992	6.5	13.4	8.7	43.5	27.9	100
	2006	2.2	24.1	4.8	36.3	32.5	100

Fuente: Elaboración propia sobre la base de encuestas de hogares.

Es interesante notar que, de acuerdo con la información de las encuestas de hogares, existe un considerable grado de superposición en los ingresos de los grupos que conforman las clases. El cuadro 7.18 muestra tabulaciones cruzadas de los deciles de la distribución de los ingresos individuales y de la estructura de clases en Brasil. Casi el 80% de los patrones declaran ingresos que los colocan en el decil más alto de la distribución de los ingresos individuales. Sin embargo, ese decil incluye también a más del 40% de los profesionales, ejecutivos y pequeños empresarios, más del 6% de los trabajadores formales e incluso alrededor del 3% de todos los trabajadores informales. Por supuesto, los trabajadores informales están más concentrados en los deciles inferiores de la distribución del ingreso, pero el cuadro es ilustrativo sobre el cruce de ingresos y la dificultad en definir con precisión grupos no superpuestos.

Cuadro 7.18

Deciles de la distribución del ingreso individual y clases Brasil 2009

Deciles	Patrones	Profesionales y ejecutivos	Pequeños empresarios	Trabajadores formales	Trabajadores informales
1	0.0	0.8	0.7	1.5	19.8
2	0.3	1.7	1.7	3.8	17.6
3	0.3	2.6	1.6	13.3	9.6
4	0.1	2.7	2.5	11.0	11.4
5	0.1	3.4	2.7	13.6	9.2
6	0.6	5.0	4.7	14.1	8.3
7	3.3	7.6	8.5	13.2	8.1
8	4.1	13.4	11.7	12.5	7.2
9	13.4	22.4	25.3	10.6	5.6
10	77.8	40.4	40.7	6.3	3.2
Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la PNAD 2009, Brasil.

La evidencia mostrada en esta sección debe tomarse con prudencia, dadas las serias fallencias de las encuestas de hogares para captar a los grandes millonarios y a los ingresos del capital, lo que exige por un lado no sacar conclusiones apresuradas de tablas como las anteriores y, por el otro, buscar formas alternativas de medir las clases y sus ingresos. Un camino alternativo es explotar información de Cuentas Nacionales para estimar la distribución *funcional* del ingreso y, en particular, la participación del trabajo en el ingreso nacional. Como ya discutimos en el capítulo 3, algunos investigadores argumentan que las categorías de trabajadores y capitalistas están lo suficientemente polarizadas y la dispersión interna de cada grupo es lo suficientemente pequeña como para focalizar el análisis en la distinción entre dos clases diferenciadas por el factor de producción: trabajo y capital.

Buena parte de la literatura distributiva encuentra en esta dicotomía una simplificación exagerada de una realidad más compleja y propone focalizar el estudio en la distribución personal y no funcional, sin por eso ignorar la relevancia de la propiedad de factores como determinante crucial de la distribución personal de ingresos. De acuerdo con esta perspectiva, la noción de clase en función de la propiedad de los factores de producción es difusa, con significativas superposiciones, y menos útil en una sociedad mucho más cambiante y móvil que la de siglos pasados. Es indudable que existe gente muy rica, y que la riqueza está asociada a situaciones de poder, y que en el grupo más afluente están sobrerrepresentados capitalistas y terratenientes, pero ese grupo está también ocupado por profesionales, empresarios que se iniciaron con pocos recursos, deportistas y artistas exitosos, y en general personas que han arribado a situaciones de riqueza y poder por caminos diferentes a la herencia de grandes

capitales o latifundios.³⁰ Dada esta evidencia, muchos investigadores prefieren o bien no trabajar con el concepto de clase, o definirlas en términos del monto de ingreso o riqueza, y no de la naturaleza de la fuente de ingresos.

Clases según ingreso

Es usual dividir a la población en tres clases según su ingreso: alta, media y baja, o de forma equivalente ricos, clase media y pobres. La atracción que ejerce esta división es fuerte. Todos tenemos una idea de una persona típica en cada clase y usamos estos conceptos habitualmente en nuestras discusiones sobre la realidad social. Sin embargo, es claro que los límites que demarcan cada clase son enteramente arbitrarios, por lo que el concepto de clase se vuelve difuso. Naturalmente, esta discusión es semejante a la generada por el problema de la identificación de la pobreza, que ya fue extensamente tratado en el capítulo 4. Concluimos allí que aunque es imposible delimitar a la población en pobre y no pobre de manera enteramente no arbitraria, el concepto de pobreza sigue siendo útil para caracterizar, explicar e intentar cambiar la realidad social de un país. Es posible sostener el mismo argumento para dividir a la población en tres clases.

Gran parte de la literatura se ha concentrado en definir y medir a la *clase media*. Es claro que una vez definida esta clase quedan inmediatamente definidas las dos restantes. En la práctica, típicamente la clase media agrupa a aquellas personas (u hogares) en un intervalo de ingreso que incluye la mediana de la distribución. Thurow (1987) propone un intervalo simétrico de 75% y 125% de la mediana, convención que ha sido aceptada por muchos investigadores.³¹ Otra posibilidad consiste en definir a la clase media como un estrato fijo de la población, por ejemplo los dos o tres quintiles intermedios, los deciles 3 al 9 etc. (camino que siguen, entre otros, Easterly, 2001, y Solimano, 2008). Naturalmente, en este enfoque el tamaño relativo de la clase media permanece fijo, pudiendo estudiarse otros aspectos como su participación en el ingreso o las características de sus miembros. Una alternativa consiste en combinar criterios, por ejemplo definir como clase media a aquellos no pobres de acuerdo con alguna línea de pobreza aceptada y que estén debajo de un cierto percentil de la distribución. Birdsall (2007) utiliza la línea de 10 dólares por día y el percentil 90, respectivamente. Algunos autores trabajan con el ingreso, mientras que otros, en la medida en que resulte posible, escogen alguna variable de consumo o gasto para realizar el análisis.³²

³⁰ Naturalmente a ese grupo también pertenecen personas que se han enriquecido mediante la corrupción, la delincuencia u otros caminos indebidos.

³¹ Ver Birdsall, Graham y Pettinato (2000) y Pressman (2007).

³² Ver López-Calva y Ortiz Juárez (2009) y Banerjee y Duflo (2008).

Opciones más sofisticadas pueden implementarse en función de los conceptos de *cluster*, vulnerabilidad y polarización.³³ Vulnerabilidad es un concepto asociado a la probabilidad de caer en situaciones de pobreza (ver capítulo 5). Es posible definir a la clase media como aquellas personas con un grado de vulnerabilidad entre dos valores límite. Las técnicas de medición de polarización, presentadas en este capítulo, también pueden ser utilizadas para dividir a la distribución en grupos y definir de este modo a la clase media de un país. Un indicador usual para definir clases es la medida de polarización de Esteban, Gradín y Ray (1999) con tres grupos, discutida en la sección anterior. En un enfoque diferente D'Ambrosio, Muliere y Secchi (2003) asumen que el proceso generador de ingresos difiere entre clases y buscan estimar los umbrales de ingreso donde se producen esos cortes.³⁴

Quienes estudian las distribuciones a nivel global prefieren límites que no sean específicos a cada país. Milanovic y Yitzhaki (2002) definen a la clase media mundial como aquellas personas con ingreso per cápita entre el ingreso medio de Brasil y el de Italia, mientras que Banerjee y Duflo (2008) fijan como límites 2 y 10 dólares por día por persona. Ravallion (2009) propone definir a la clase media del mundo en desarrollo como aquellos que no son pobres para los criterios de los países en desarrollo, pero lo son para los estándares de los países desarrollados. En la práctica el límite inferior es la mediana de las líneas de pobreza de 70 países en desarrollo (2 dólares a 2005 PPP) y el superior es la línea de pobreza en Estados Unidos (13 dólares por día).

Es importante recordar que en un país latinoamericano típico el decil más rico de la distribución que queda generalmente excluido de las definiciones de clase media incluye una importante fracción de personas que típicamente se autoconsideran de “clase media”, o “clase media-alta” y que en una definición más ajustada seguramente no forman parte de la clase alta.

Una posibilidad crecientemente explorada es la medición subjetiva de las clases, ya sea a través de definir categorías de indicadores subjetivos de bienestar, o directamente de preguntas donde el encuestado debe reconocerse como parte de una clase. Por ejemplo, en la ECV de Argentina para el año 2001, el 0.2% de los encuestados se considera “rico”, el 49.4% “clase media”, el 32.4% “pobre”, el 2.1% “muy pobre” y el resto no contesta. En la *World Values Survey* del año 2000, el 51% de los encuestados en México se consideran clase media, mientras que en Chile el porcentaje es 67%.

Cruces *et al.* (2010) utilizan varias definiciones de clase media basadas en el ingreso para seis economías latinoamericanas entre 1992 y 2006, y encuentran una significativa

³³ López-Calva y Ortiz Juárez (2009) aplican varias técnicas al caso de México y Chile; Cruces, López Calva y Battistón (2011) argumentan a favor del uso de medidas basadas en la polarización de ingresos y las aplican a seis países de la región, mientras que Callorda y Caruso (2009) realizan una aplicación de la metodología de *clusters* para la identificación de clases en el caso argentino.

³⁴ Olivieri (2009) aplica este método para estudiar la clase media en Argentina.

estabilidad en la participación de cada clase en el ingreso total. Algunos trabajos buscan trazar puentes entre los estudios más tradicionales de clases, donde las relaciones laborales juegan un papel fundamental, y las mediciones más estadísticas, basadas en el ingreso (Goldthorpe y McKnight, 2004; Cruces *et al.*, 2010). Existe aún mucho margen para explorar en este campo.

7.6. Desigualdad de oportunidades

En el capítulo 6 presentamos el concepto de igualdad de oportunidades, subrayamos el lugar central que ocupa en la discusión normativa sobre equidad social y mencionamos las dificultades para su implementación empírica. Recientemente han surgido propuestas para hacer operativa la idea de igualdad de oportunidades. Esta sección examina parte de esta floreciente literatura.

7.6.1. Esfuerzo y circunstancias

La percepción sobre la injusticia de la desigualdad en un determinado resultado depende de la naturaleza de las circunstancias que originan las diferencias en resultados. Si, por ejemplo, estas son el producto de diferencias en el acceso a la educación cuando la persona era un niño o producto de la discriminación en el mercado laboral, la desigualdad de resultados será seguramente considerada injusta y motivo de acciones compensatorias. Si, en cambio, las diferencias están originadas en decisiones libres o son producto de diferencias en esfuerzos y talentos, la desigualdad resultante posiblemente no sea considerada inequitativa. Roemer (1998) propone llamar *circunstancias* al conjunto de factores dados para la persona (exógenos), sobre los que no tiene responsabilidad, y *esfuerzo* a aquellos factores sobre los que es moralmente responsable.³⁵ Existe igualdad de oportunidades (IO) si la distribución del resultado x es independiente de la distribución de circunstancias.³⁶ Alternativamente, la igualdad de oportunidades exige que todos aquellos que compartan el mismo valor de las variables de *esfuerzo* obtengan el mismo resultado, al menos en términos probabilísticos.

Asumamos que el resultado x (llamémoslo ingreso por comodidad) depende entonces de un vector de variables de circunstancias C , un vector de variables de esfuerzo E y un factor estocástico \mathcal{E} (suerte).

³⁵ Como argumentamos en el capítulo anterior, la división no es enteramente clara. El talento de una persona está dado, no es posible hacer responsable a una persona por su falta de talento, y sin embargo diferencias en resultados basadas en el talento son a menudo consideradas justas. Lo mismo puede argumentarse de la aversión al esfuerzo, o el gusto o disgusto por ciertas actividades laborales. Gasparini (2003) propone una división de factores en fuentes socialmente aceptables e inaceptables de diferencias en resultados.

³⁶ Ver también Arneson (1989), Cohen (1989) y la discusión en el capítulo 6.

$$(7.30) \quad x_i = \lambda(C_i, E_i, \varepsilon_i)$$

La estricta igualdad de oportunidades exige que la distribución de x condicional en cada valor particular de C coincida, lo cual requiere independencia estocástica entre x y C .

$$(7.31) \quad F(x|c) = F(x|c') \quad \forall c, c' \in C \quad \text{o} \quad F(x|c) = F(x) \quad \forall c \in C$$

Esta condición exige que c no afecte a x directamente ni indirectamente a través de E o ε , lo que implica

$$(7.32) \quad \frac{\partial \lambda(C_i, E_i, \varepsilon_i)}{\partial c_i} = 0 \quad \forall c \in C, \quad F(E|C) = F(E), \quad F(\varepsilon|C) = F(\varepsilon)$$

Un enfoque semejante para verificar IO requiere igual resultado para niveles de esfuerzo semejante

$$(7.33) \quad E(x|e, c) = E(x|e, c') \quad \forall e \in E, \forall c, c' \in C$$

Si e es estocásticamente independiente de c , este enfoque y el anterior son equivalentes.

La ecuación (7.31) sugiere una estrategia empírica natural para chequear IO, que consiste en estimar distribuciones de x condicionales en c y testear la igualdad de las distribuciones. El problema en la práctica es que este criterio es muy estricto: difícilmente dos distribuciones sean idénticas.

7.6.2. Dominancia estocástica

Una propuesta menos exigente consiste en verificar que, aunque dos distribuciones condicionales difieran, no sea posible ordenarlas de manera no ambigua. Si, por ejemplo, la distribución del ingreso en un grupo étnico a es diferente a la del grupo étnico b , pero no es posible según criterios razonables afirmar que una distribución es “mejor” que la otra, o que la “domina”, entonces no habría evidencia contra la IO.

El criterio de dominancia estocástica más estricto es el de primer orden:

$$(7.34) \quad c \succ_{D1} c' \text{ si } F(x|c) \leq F(x|c') \quad \forall x$$

El conjunto de circunstancias cuyas distribuciones de x no están dominadas se define como:

$$(7.35) \quad P_1 = \{c \in C \mid \text{no } \exists c' \in C \text{ tq } c' \succ_{D1} c\}$$

Según este criterio hay igualdad de oportunidades si $P_1=C$, es decir, si no hay ninguna distribución condicional dominada en sentido estocástico de primer orden. La implementación empírica requiere de tests de dominancia estocástica de distribuciones, como los mencionados en el capítulo 2 (véase, por ejemplo, Davidson y Duclos, 2000).

Lefranc, Pistolesi y Trannoy (2008) proponen un criterio menos estricto para comparar distribuciones: la dominancia estocástica de segundo orden, bajo el supuesto que las personas son aversas al riesgo y prefieren pertenecer a grupos c cuyas distribuciones de ingreso sean menos dispersas. La dominancia de segundo orden se define como:

$$(7.36) \quad c \succ_{D_2} c' \text{ si } \int_0^x F(y|c)dy \leq \int_0^x F(y|c')dy \quad \forall x$$

El conjunto de circunstancias no dominadas es

$$(7.37) \quad P_2 = \{c \in C \mid \text{no } \exists c' \in C \text{ tq } c' \succ_{D_2} c\}$$

Según este criterio la igualdad de oportunidades requiere que no haya distribuciones de x condicionales en c dominadas en sentido estocástico de segundo orden; es decir, $P_2=C$.

7.6.3. Indicadores de desigualdad de oportunidades

Al igual que en el caso de desigualdad monetaria, es útil contar con medidas resumen del grado de desigualdad de oportunidades. El enfoque usual seguido con tal fin es descomponer la desigualdad en un resultado x en las contribuciones provenientes de E y C .

Dividamos a la población en grupos c , cada uno de los cuales comparte el mismo valor del vector C . Cada uno de estos grupos es lo que Roemer (1998) llama “tipos” (*types*): personas idénticas en términos de circunstancias. Sea x_i^c el ingreso efectivo de la persona i correspondiente al tipo c y μ_i^c el ingreso medio de ese grupo al que pertenece i . Una medida de desigualdad de oportunidades es

$$(7.38) \quad DO_s = \frac{I(\mu_i^c)}{I(x_i^c)}$$

donde $I(a)$ es un indicador de desigualdad computado sobre la distribución de a . Nótese que $I(\mu_i^c)$ es la desigualdad de una distribución en la que el ingreso de cada persona es reemplazado por la media del grupo de circunstancias c al que pertenece. Esta es una distribución “suavizada” en la que han sido eliminadas todas las diferencias internas al grupo y en consecuencia solo refleja diferencias entre grupos (la desigualdad *between*). DO_s en (7.38) es el ratio de desigualdad de la distribución “suavizada” sobre la real. En un extremo, si el ingreso medio fuera semejante entre grupos, la desigualdad de oportunidades sería nula: las únicas diferencias de ingresos son intragrupalas, producto de diferentes “esfuerzos” y

por lo tanto socialmente aceptables. En el otro extremo, si la desigualdad de la distribución suavizada $I(\mu_i^c)$ coincide con la desigualdad real $I(x_i^c)$, no habría desigualdades intragrupales y toda diferencia de ingreso entre personas es consecuencia de diferencias en circunstancias en la población.

Checchi y Peragine (2005) proponen una medida alternativa, definiendo un ingreso estandarizado $v_i^c = x_i^c(\mu/\mu^c)$, donde μ_c es el ingreso medio del grupo c . Nótese que al reescalar todos los ingresos a la media poblacional μ , desaparecen las diferencias de medias intergrupales e $I(v_i^c)$ capta la desigualdad intragrupal. El indicador de desigualdad de oportunidades propuesto es

$$(7.39) \quad DO_{CP} = 1 - \frac{I(v_i^c)}{I(x_i^c)}$$

La implementación empírica de (7.38) o (7.39) requiere dividir a la población en grupos c y estimar las medias grupales. En la práctica, dado que no podemos medir todos los determinantes del resultado x , el típico problema de las variables omitidas puede sesgar la evaluación del grado de igualdad de oportunidades. Un caso muy importante es el de variables de “esfuerzo” que afectan el resultado x y están correlacionadas con C . En esta situación, las diferencias de ingresos medios entre dos grupos c , que son consideradas signo de desigualdad de oportunidades, pueden en parte captar simplemente niveles de esfuerzo o de otras variables aceptables diferentes.

Otro problema en la etapa de implementación práctica es el de la dimensionalidad. Supongamos que consideramos solo 9 variables de circunstancias, 3 de las cuales tienen 5 categorías, 3 variables con 3 categorías, y las restantes 3 binarias. La combinación de estas variables y sus categorías resulta en 27000 “tipos”, lo cual elimina toda posibilidad de obtener una estimación precisa del ingreso medio de cada grupo, dado el tamaño de las encuestas latinoamericanas. La alternativa es restringir el conjunto de variables de circunstancias, lo que debilita el análisis, y/o acudir a estimaciones paramétricas.

Bourguignon, Ferreira y Menéndez (2007) toman el segundo camino en su estudio de desigualdad de oportunidades en Brasil. En primer lugar, los autores consideran la posibilidad de que el esfuerzo esté afectado por circunstancias, es decir

$$(7.40) \quad x_i = \lambda(C_i, E(C_i, v_i), \varepsilon_i)$$

Puede definirse un ingreso estandarizado z_i , que es el ingreso contrafactual que i obtendría si compartiera el valor del vector de circunstancias del promedio poblacional, \bar{C} .

$$(7.41) \quad z_i = \lambda(\bar{C}, E(\bar{C}, v_i), \varepsilon_i)$$

La desigualdad en la distribución de esos ingresos estandarizados z_i es producto de diferencias autónomas en el esfuerzo o shocks aleatorios, pero no de diferencias en circunstancias. Una medida natural de desigualdad de oportunidades sería entonces

$$(7.42) \quad DO_{BFM} = 1 - \frac{I(z_i)}{I(x_i^c)}$$

Con el objeto de descomponer el grado de desigualdad de oportunidades puede definirse un ingreso estandarizado solo por el efecto directo de C sobre x .

$$(7.43) \quad z_i^d = \lambda(\bar{C}, E(C_i, v_i), \varepsilon_i)$$

La desigualdad de oportunidades producto de diferencias en circunstancias que operan directamente sobre x (y no a través de E) está dado por

$$(7.44) \quad DO_{BFM}^d = 1 - \frac{I(z_i^d)}{I(x_i^c)}$$

El efecto indirecto se obtiene por simple diferencia $DO_{BFM}^i = DO_{BFM} - DO_{BFM}^d$.

Bourguignon *et al.* (2007) proponen un modelo paramétrico para implementar las medidas de desigualdad de oportunidades. Específicamente,

$$(7.45) \quad \ln x_i = C_i \alpha + E_i \beta + \varepsilon_i$$

$$(7.46) \quad E_i = HC_i + v_i$$

Combinando estas dos ecuaciones, la forma reducida es

$$(7.47) \quad \ln x_i = C_i \psi + u_i$$

por lo que el ingreso estandarizado estimado es

$$(7.48) \quad z_i = \exp[\bar{C} \hat{\psi} + \hat{u}_i]$$

donde el “sombrero” indica valores estimados. El ingreso estandarizado por el efecto directo es

$$(7.49) \quad z_i^d = \exp[\bar{C} \hat{\alpha} + E_i \hat{\beta} + \hat{\varepsilon}_i]$$

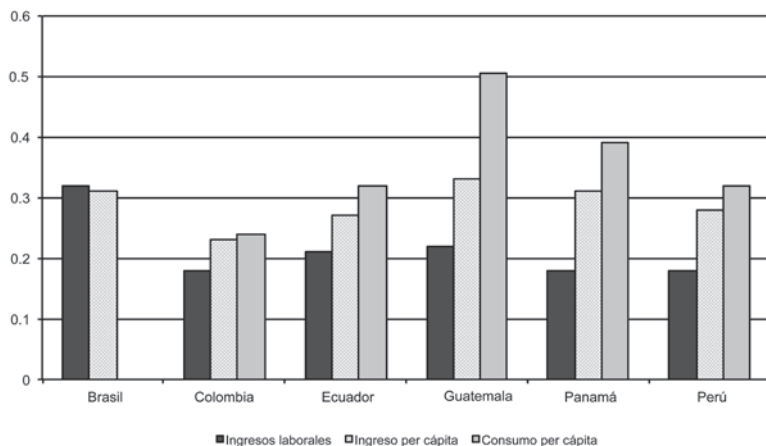
Además de su utilidad para aliviar el problema de la dimensionalidad, el enfoque paramétrico permite construir intervalos de confianza con facilidad y permite estimar el efecto parcial de cada variable de circunstancia, construyendo contrafactuales alternativos.

Bourguignon *et al.* (2007) utilizan esta metodología para estimar el grado de desigualdad de oportunidades en Brasil. La variable de resultado x es el ingreso laboral, el conjunto de circunstancias está dado por la raza, la educación de los padres, la región de nacimiento y

el status laboral del padre, mientras que el conjunto de variables de esfuerzo se compone de los años de educación, la situación de migración y el status laboral del individuo. Los autores encuentran que las variables de circunstancias observables dan cuenta de alrededor del 25% de la desigualdad salarial. La educación de los padres es el factor determinante más importante, aunque con importancia decreciente. Bourguignon *et al.* (2007) encuentran que la desigualdad de oportunidades ha declinado en el tiempo en Brasil, y que el canal directo da cuenta del 60% del efecto total.

Ferreira y Gignoux (2011) realizan un ejercicio semejante para seis países de América Latina y encuentran que la desigualdad de oportunidades da cuenta de entre el 24% y el 50% de la desigualdad en el consumo. Brasil y Guatemala son países de más alta desigualdad de oportunidades, en relación con Colombia, Ecuador o Perú (figura 7.34).

Figura 7.34
Desigualdad de oportunidades



Fuente: Ferreira y Gignoux (2011).

7.6.4. Desigualdad de oportunidades en acceso

Una dimensión fundamental en la construcción de las oportunidades de las personas es su acceso a la educación, la salud y las condiciones habitacionales dignas durante la niñez. Si una sociedad asegura a su población joven igual acceso a estos bienes, habrá avanzado sustancialmente hacia un estado de igualdad de oportunidades. Sin embargo, nótese que la universalidad del acceso a un bien no garantiza la ausencia de desigualdades, que se pueden manifestar en otras dimensiones como la calidad del servicio. Ignoremos estas extensiones y focalicemos el análisis en la variable de acceso binaria. Hay desigualdad de oportunidades si la probabilidad de acceso no es independiente del vector de circunstancias C .

Como indicador del grado de desigualdad de oportunidades en el acceso a educación Gasparini (2002) propone computar medidas de desigualdad sobre la distribución de las probabilidades de acceso a la educación, condicionales al vector de circunstancias. El uso de probabilidades estimadas, y no de la propia variable binaria de acceso, asume la existencia de factores estocásticos que afectan la decisión de asistencia que son considerados “socialmente aceptables”. Mediante modelos no paramétricos (*lowess*) y paramétricos (*logit*), Gasparini (2002) estima las probabilidades de asistencia a la escuela secundaria en el Gran Buenos Aires, condicional a un conjunto de factores de circunstancias (género, ingreso y educación de los padres). El autor encuentra que el coeficiente de Gini de las probabilidades predichas cayó varios puntos a partir de 1996, cuando se implementó una reforma educativa tendiente a fomentar la escolarización de jóvenes de estratos sociales más bajos.

Paes de Barros, Ferreira, Molinas y Saavedra (2009) utilizan un enfoque semejante, estimando la desigualdad de oportunidades en el acceso de los niños a la educación, el agua, el saneamiento y la electricidad, aplicando el índice de disimilitud. Como circunstancias exógenas para los niños incluyen el área de residencia, el género, la educación de los padres, el ingreso per cápita, el número de hermanos y la presencia del padre y la madre en el hogar. Los valores predichos de las probabilidades de acceso \hat{p}_i son los insumos para el índice de disimilitud D

$$(7.50) \quad D = \frac{1}{2p^m} \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} |\hat{p}_i - p^m|$$

que capta la desigualdad de oportunidades en el acceso. Paes de Barros *et al.* (2009) dan un paso adicional y definen un *índice de oportunidades humanas* que tiene en cuenta tanto el nivel promedio de acceso a un servicio en la población como el grado de desigualdad de oportunidades.

$$(7.51) \quad IOH = p^m(1 - D)$$

Las oportunidades de acceso definidas sobre un cierto bien o servicio aumentan en un país si el acceso promedio crece y/o la desigualdad en la distribución de oportunidades de acceso se reduce.

La metodología comentada permite obtener un *IOH* para el acceso a cada servicio considerado. El paso final para obtener un único indicador es promediar todos los *IOH*, aplicando alguna estructura de ponderadores. Paes de Barros *et al.* (2009) aplican la metodología comentada a microdatos de encuestas de hogares de 19 países de América Latina y el Caribe.³⁷ Uno de los principales resultados (cuadro 7.19) es la significativa mejora en el *IOH* en casi todos los países de la región, tanto por aumento de p^m como por caída de D .

³⁷ Los microdatos utilizados fueron procesados en CEDLAS y son semejantes a los utilizados en gran parte de este libro.

Cuadro 7.19

Índice de Oportunidades Humanas

	1995	2005	Cambio anual
Argentina		88	
Bolivia		62	
Brasil	59	72	1.3
Chile	83	91	0.8
Colombia	67	74	1.1
Costa Rica	76	86	1.1
R. Dominicana		71	
Ecuador	64	74	0.9
El Salvador	47	55	1.2
Guatemala	43	50	1.2
Honduras		53	
México	70	82	1.2
Nicaragua	40	46	0.9
Panamá	65	69	0.5
Paraguay	58	67	1.4
Perú	55	66	1.4
Uruguay		85	
Venezuela	82	86	0.4

Fuente: Paes de Barros, Ferreira, Molinas y Saavedra (2009).

7.7. Movilidad³⁸

Las distribuciones están en permanente movimiento; las personas progresan o se estancan económicamente y su posición en la escala social va variando en el tiempo. El estudio de la movilidad ocupa un lugar importante en el análisis distributivo, incentivado por la creciente disponibilidad de datos y técnicas para tratar problemas dinámicos. En esta sección presentamos algunos conceptos e indicadores básicos de esta literatura en desarrollo.

7.7.1. Concepto y tipos de movilidad

El término *movilidad* está asociado a la dinámica de la distribución y hace referencia a los movimientos o cambios por parte de unidades específicas (individuos, hogares) en su posición socioeconómica. Si bien el concepto de movilidad es intuitivo, su definición precisa resulta elusiva. Las divergencias comienzan desde una cuestión básica, ¿qué entendemos por “movimiento”? Para ilustrar el punto supongamos que x_1 es un vector que representa la distribución empírica de los ingresos en un período t_1 y x_2 un vector que lista los ingresos de exactamente las mismas personas en otro período t_2 . Según la definición más amplia, hay movimiento en la distribución toda vez que $x_1 \neq x_2$. Una visión alternativa considera que hay movimiento toda vez que $x_2 \neq \lambda x_1$, con $\lambda \geq 0$; es decir, hay movilidad toda vez que el nuevo vector de ingresos x_2 no surja simplemente de un cambio proporcional a partir del vector inicial x_1 . La movilidad así definida implica necesariamente cambios de las participaciones

³⁸ Esta sección se ha enriquecido con material elaborado por Guillermo Cruces (CEDLAS-UNLP). Agradecemos los valiosos comentarios de Maribel Jiménez.

en el ingreso total. Otro enfoque alternativo fija su atención en los cambios posicionales: hay movilidad toda vez que la posición relativa de las personas en la distribución cambie.³⁹ Estas tres visiones no agotan el conjunto de ideas sobre movilidad, pero son suficientes para ilustrar la diversidad de enfoques.

Es posible diferenciar dos tipos de estudios de movilidad en función del alcance temporal y la unidad de análisis. Los estudios de movilidad *intrageneracional* se ocupan de los cambios de corto o mediano plazo en la distribución entre personas de una misma generación. En cambio, en un estudio de movilidad *intergeneracional* el foco se extiende a períodos más extensos en los que se evalúan cambios entre cohortes. Una investigación típica en movilidad intergeneracional evalúa el grado en que el ingreso de las personas en una generación depende del ingreso de sus padres. En este sentido, el agente relevante para estos estudios no es el individuo sino una suerte de *dinastía* o familia definida a lo largo del tiempo.

7.7.2. Movilidad y desigualdad

Si bien el concepto de movilidad está claramente vinculado al de desigualdad, la relación es compleja y bicausal (Solon, 2004; Galiani, 2010). Mayor movilidad de ingresos implica una reducción de la desigualdad en sentido intertemporal, mientras que menor desigualdad corriente implica un escenario de condiciones parejas con perspectivas de mayor movilidad social. Existe, en particular, una estrecha relación entre el concepto de igualdad de oportunidades, desarrollado en la sección anterior, y el de movilidad.⁴⁰ La igualdad de oportunidades brinda el contexto adecuado para la existencia de movilidad social.

Existe una percepción generalizada de que la pobreza y la desigualdad son “males” más graves cuanto más inmóvil es la distribución. Dos sociedades con el mismo nivel de desigualdad en un punto del tiempo pero con distintas perspectivas de movilidad no serán, en general, consideradas igualmente injustas. Supongamos que la diferencia en el bienestar entre dos personas *A* y *B* es de 5 veces a favor de *A* en un período, y 5 veces a favor de *B* en otro período. La desigualdad en este grupo de dos personas es alta en cada período y estable en el tiempo. Sin embargo, esta situación de desigualdad persistente es menos preocupante que una situación alternativa en la que la diferencia es siempre de 5 veces a favor de una de las personas. La desigualdad es percibida como un problema social más grave en este contexto de inmovilidad.⁴¹

³⁹ Para ilustrar las tres definiciones alternativas supongamos una sociedad compuesta por tres personas cuya distribución inicial en t_1 es $x_1 = \{2, 4, 12\}$. Si la distribución cambia en t_2 a $x_2 = \{4, 8, 24\}$ habrá movimiento de ingresos, pero no movilidad en términos de participaciones ni posiciones. Si la distribución cambia a $x_2 = \{8, 9, 10\}$ habrá movimientos de ingreso y participaciones, pero no movilidad posicional. Un cambio a $x_2 = \{12, 6, 3\}$ sí implica movilidad en las tres dimensiones.

⁴⁰ Roemer (2004) incluye una interesante discusión sobre la relación entre igualdad de oportunidades y movilidad.

⁴¹ Un argumento semejante se aplica a la pobreza (ver capítulo 5).

En un famoso artículo, Hirschman (1973) propone la siguiente metáfora para ilustrar la tolerancia a la desigualdad en diferentes contextos de movilidad. Si dos filas de automóviles se encuentran atascadas en un túnel y una de ellas empieza a moverse, la señal que recibe la fila inmóvil es que en algún momento le tocará avanzar. La desigualdad entre ambas situaciones es tolerable bajo la perspectiva de movilidad futura (en el ejemplo, avanzar y salir del túnel). Si, en cambio, estas expectativas se ven reiteradamente frustradas, la intolerancia a la situación percibida como injusta se acrecienta y el “efecto túnel” deriva eventualmente en conflicto y fragmentación.

Es importante mencionar en este punto que si bien en general la movilidad es deseable, su relación con el bienestar no es tan directa. Se requiere de un examen más profundo sobre las causas subyacentes que hacen que una distribución sea más o menos móvil para evaluar un aumento de la movilidad como favorable en términos de bienestar social.⁴² Por ejemplo, incrementos en la magnitud de shocks aleatorios sobre el ingreso aumentan la movilidad de corto plazo pero disminuyen el bienestar en una sociedad de individuos aversos al riesgo.

7.7.3. Requerimientos de información

Dado que el objetivo de las investigaciones sobre movilidad es estudiar la evolución temporal de la distribución del ingreso para un mismo grupo de individuos, los requerimientos informativos son superiores a los de un estudio estático. Específicamente, se necesitan datos con estructura de *panel* donde exista más de una observación en el tiempo de las mismas unidades. Los paneles sistemáticos son virtualmente inexistentes en la región, fundamentalmente debido a sus elevados costos de relevamiento. En varios países es posible recurrir a la estructura de *panel rotativo* de las encuestas de hogares (ver capítulo 3), de las cuales es posible recuperar una mínima estructura de panel, usualmente con una pequeña variabilidad temporal.

Otra alternativa recientemente explotada es recurrir a cohortes sintéticas.⁴³ En esta aproximación el agente relevante es un grupo de individuos, definido sobre la base de alguna característica; por ejemplo, “individuos que nacieron en 1960 y cuyo máximo nivel educativo alcanzado es secundaria completa”. Este grupo o cohorte de personas puede ser seguido a lo largo de una serie de encuestas de hogares, aun cuando los individuos que la compongan no sean siempre los mismos. Es decir, hemos reemplazado a la persona por una suerte de “individuo representativo”. El ingreso relevante en nuestro ejemplo es, entonces, el ingreso promedio de las personas que nacieron en 1960 y cuyo máximo nivel de educación alcanzado es secundaria completa, las cuales son fácilmente identificables en las encuestas. Esta estra-

⁴² Ver la discusión en Black y Devereux (2010) para este punto.

⁴³ Ver MacKenzie y Antman (2007) y Navarro (2007) para una aplicación a un caso en América Latina.

tegia produce EA “pseudo individuos”, en donde E es la cantidad de niveles educativos y A la cantidad de edades consideradas. Por ejemplo, si hay tres niveles educativos y se considera personas nacidas entre 1960 y 1979, habrán 60 cohortes o pseudo individuos, y tantas observaciones temporales como encuestas de hogares haya disponibles en el tiempo. La principal desventaja de usar cohortes radica en que la agregación posiblemente distorsione la dinámica relevante, que es la individual.

Lanjouw *et al.* (2011) proponen una metodología alternativa si se cuenta solo con datos de corte transversal en dos momentos del tiempo t_1 y t_2 . El objetivo consiste en estimar el ingreso en t_2 de aquellos individuos observados en t_1 en función de factores observables considerados invariantes, y supuestos sobre los inobservables. Llamando X_{i1} al vector de características invariantes de la persona i observadas en el momento 1 y $\hat{\beta}_2$ al vector estimado de parámetros que vinculan esas características con el ingreso en el momento 2, el ingreso de esa persona i en t_2 será igual a $\hat{\beta}_2 X_{i1}$ más un término de error ε . Diferentes supuestos acerca de ese residuo generan estimaciones de ingreso distintas y, en consecuencia, niveles de movilidad diferentes. El límite inferior de movilidad se da en el caso de correlación perfecta de los errores. El residuo en t_2 es igual al residuo en t_1 , por lo que los ingresos están muy correlacionados en el tiempo y la movilidad resultante es baja. En el otro extremo, el límite superior de movilidad ocurre cuando los residuos no están correlacionados.

Existe otra alternativa para estimar movilidad que consiste en utilizar información retrospectiva. Algunas encuestas incluyen preguntas acerca de variables del pasado, las cuales pueden ser utilizadas para construir un panel. Por ejemplo, una encuesta podría pedirle al entrevistado que recuerde su ingreso o estado laboral en años anteriores, o indagar acerca de la educación o situación socioeconómica de sus padres.⁴⁴ Naturalmente, los errores de medición de estas variables pueden ser diferentes de los asociados a variables más actuales, lo cual introduce sesgos en las mediciones.

Como hemos visto a lo largo del libro, la elección de la variable sobre la cual realizar un estudio distributivo no es trivial. En particular, para el análisis de movilidad es recomendable utilizar alguna variable con pocas fluctuaciones para evitar confundir movilidad genuina en el nivel de bienestar con variabilidad de corto plazo. En este sentido, es preferible usar variables como el consumo, los logros educativos o la riqueza, en lugar del ingreso. Lamentablemente, son casi inexistentes las encuestas con estructura de panel y datos de consumo o riqueza, por lo que muchos estudios en la práctica se concentran en la movilidad de ingresos y la movilidad educativa.

⁴⁴ Por ejemplo, la Encuesta de Calidad de Vida (ECV) de Colombia 2010 releva información sobre la educación y ocupación de los padres y los activos del hogar durante la niñez.

7.7.4. Medidas de movilidad

Como adelantamos, el concepto de movilidad es ambiguo, lo cual ha generado un gran número de enfoques e indicadores alternativos. En esta sección repasamos varios de los más importantes. Para facilitar la exposición, presentamos los enfoques en el contexto de un estudio de movilidad intrageneracional usando como variable de bienestar el ingreso, dejando para la sección final el análisis intergeneracional. Es posible distinguir tres ramas en la medición de la movilidad: (i) la medición de los movimientos, (ii) la medición del grado de dependencia temporal, y (iii) la medición del impacto igualador de la movilidad.

Medición de movimientos

Existe una gran cantidad de medidas de movilidad que responden a visiones diferentes del concepto de movimiento. Un primer enfoque mide la magnitud de los cambios en el ingreso. Fields y Ok (1996) proponen indicadores simétricos, donde el objetivo es medir los cambios en el ingreso de las personas entre dos momentos del tiempo, con independencia de su signo. Las siguientes ecuaciones muestran dos indicadores sencillos de movimiento de ingreso

$$(7.52) \quad M_{f1} = \frac{1}{N} \sum_i |x_{i2} - x_{i1}| \quad M_{f2} = \frac{1}{N} \sum_i |\ln x_{i2} - \ln x_{i1}|$$

Si la dirección del cambio en el ingreso adquiere relevancia y se busca compensar cambios con diferente signo puede usarse el indicador propuesto por Fields y Ok (1999).⁴⁵

$$(7.53) \quad M_{FO} = \frac{1}{N} \sum_i (\ln x_{i2} - \ln x_{i1})$$

Si se adscribe a la idea de movilidad como cambio no proporcional de ingresos, el foco de análisis se traslada del cambio en los ingresos al cambio en las participaciones en el ingreso total. Una medida usual es el promedio de los cambios absolutos en las participaciones s

$$(7.54) \quad M_s = \frac{1}{N} \sum_i |s_{i2} - s_{i1}|$$

Una alternativa consiste en medir la movilidad posicional. En este caso el objetivo es mensurar el grado en que cambian las posiciones de las unidades en la distribución del ingreso. Una medida posible es

$$(7.55) \quad M_r = \frac{1}{N} \sum_i |r_{i2} - r_{i1}|$$

donde r indica la posición o ranking que ocupa la persona en la distribución.

⁴⁵ Otras medidas intuitivas sencillas son (i) la fracción de los que ganaron ingresos y la de aquellos que perdieron y (ii) la ganancia promedio de los que mejoraron y la pérdida promedio de los que perdieron.

Dependencia temporal

El concepto de dependencia temporal alude al grado en que la situación económica de una unidad es determinada por su situación económica pasada. Si la dependencia temporal es alta y el ingreso en un período está fuertemente determinado por el ingreso en el pasado, la movilidad será baja. Una medida sencilla de dependencia temporal entre dos momentos en el tiempo t y $t-1$ es el coeficiente de correlación lineal (Pearson) entre los ingresos en ambos períodos de la población analizada, $r(x_t, x_{t-1})$. Si esta correlación es 0, habrá independencia temporal. Cuanto más se acerque $r(\cdot)$ a 1, mayor será el vínculo entre los ingresos de los dos momentos del tiempo y menor la movilidad.⁴⁶

La manera más usual de examinar dependencia temporal es en un contexto de modelos de regresión del tipo autorregresivo, en donde el ingreso de un período es función del ingreso de algún período anterior. La alternativa más simple consiste en suponer que la dinámica subyacente a los ingresos es idéntica para todos los individuos. Formalmente,

$$(7.56) \quad x_{it} = \alpha + \beta x_{it-1} + \varepsilon_{it}$$

donde α y β son parámetros a estimar y ε_{it} refleja shocks o factores no directamente vinculados al ingreso pasado. Es usual estimar un modelo donde las variables de ingreso x en (7.56) están expresadas en logaritmos. En este caso β constituye la elasticidad del ingreso actual respecto del ingreso pasado. Un valor de $\beta=0$ indica ausencia de dependencia del pasado y, en consecuencia, plena movilidad; en el otro extremo, $\beta=1$ indica movilidad nula.⁴⁷ $1-\beta$ es entonces una medida simple de movilidad. En este enfoque, el valor de β está estrechamente vinculado al del coeficiente de correlación. Específicamente, $r(x_t, x_{t-1}) = (\sigma(x_{t-1}) / \sigma(x_t)) \cdot \beta$, donde σ indica desvío estándar.

El estimador de (7.56) es no-condicional; si se estima una regresión con otros controles z , el modelo sería

$$(7.57) \quad x_{it} = \alpha + \beta x_{it-1} + \gamma z_{it} + \varepsilon_{it}$$

y $1-\beta$ sería una medida de movilidad condicional.

Los modelos anteriores son, por construcción, paneles dinámicos, es decir, modelos de paneles en los que la variable explicada depende explícitamente de su pasado. Los paneles dinámicos presentan varios problemas de estimación que han ocupado un espacio considerable en la literatura econométrica. Cuando el término de error ε_{it} contiene componentes invariantes

⁴⁶ En teoría $r(x_t, x_{t-1})$ puede tomar valores negativos, indicando dependencia temporal negativa, pero este es un caso inverosímil en la práctica.

⁴⁷ Nótese que dada la presencia de shocks aleatorios, la correspondencia entre ingresos presentes y pasados no es perfecta, por lo que $\beta=1$ sugiere falta de movilidad en esperanzas.

en el tiempo, un problema conocido es que los métodos estándar son inconsistentes; adicionalmente la inclusión de la variable rezagada como regresor introduce problemas de endogeneidad. Una estrategia habitual es recurrir a estimadores de variables instrumentales o alguna de sus variaciones, como el método propuesto por Arellano y Bond (1991).

Como se mencionó anteriormente, una alternativa ante la ausencia de datos de panel es recurrir a cohortes sintéticas o pseudo-paneles. Analíticamente la estimación con pseudo-paneles implica

$$(7.58) \quad \bar{x}_{c(t),t} = \alpha_c + \beta_c \bar{x}_{c(t-1),t-1} + \gamma_c \bar{z}_{c(t),t} + \varepsilon_{c(t),t}$$

donde el índice individual i es reemplazado por el de cohorte $c(t)$, y las variables de interés no son individuales sino el promedio de cada cohorte. Una ventaja, resaltada por McKenzie (2006), es que trabajar con cohortes ayuda a mitigar los efectos negativos de los paneles dinámicos sobre los métodos estándar. Más concretamente, los efectos no observables invariantes en el tiempo ahora son una suerte de promedio de los efectos individuales por persona, lo cual, claramente, tiene una varianza mucho menor. Cuesta, Ñopo y Pizzolito (2011) utilizan pseudo paneles para estimar movilidad en 14 países de América Latina en 11 años y 8 cohortes. Estos autores encuentran un muy bajo grado de movilidad no condicional: el valor de β es de alrededor de 0.95. Sin embargo los autores resaltan que el valor cae a alrededor de 0.60 al agregar controles en la estimación.

Un problema adicional en los modelos de paneles para medir movilidad es el de los errores de medición. Cuando el concepto relevante es alguna noción “permanente” de ingreso, el uso del ingreso corriente rezagado como variable explicativa está sujeto a los problemas clásicos de error de medición, lo que implica un sesgo de atenuación; es decir, las medidas pueden sugerir más movilidad de la que efectivamente hay, a causa de que el ingreso corriente rezagado es una mala *proxy* del ingreso permanente. Una estrategia usual es utilizar alguna medida de más largo plazo (por ejemplo, un promedio de ingresos pasados) como variable explicativa o utilizar el método de variables instrumentales empleando distintos instrumentos según la información disponible.

Una variante del modelo (7.56) es

$$(7.59) \quad \Delta x_{it} = \alpha + \delta x_{it-1} + \varepsilon_{it}$$

donde δ es interpretado como un factor de convergencia. Es decir, si $\delta < 0$, entonces los cambios en el ingreso son *menores* cuanto más grande es el ingreso inicial, lo que implica que los ingresos son convergentes. Lo contrario ocurre cuando $\delta > 0$.

La dependencia temporal también puede estudiarse en términos de posiciones o rankings. Un indicador usual en este esquema es el coeficiente de correlación de rango de Spearman $s(x_1, x_2)$. Como en el caso del coeficiente de Pearson, un valor de $s(x_1, x_2)$ cercano a cero indica

independencia del pasado, esta vez en términos de ubicación en la distribución. El esquema de regresiones comentado en el párrafo anterior puede aplicarse al caso de movimientos posicionales, con similares interpretaciones.

Un instrumento usual para estudiar movilidad posicional en datos agregados es la matriz de transición. En su forma más habitual las filas de esta matriz indican el cuantil al que pertenece la unidad en un período inicial o base, y las columnas el cuantil en un período final. Supongamos que dividimos la población en quintiles e indexamos a las filas con $f=1, \dots, 5$ y a las columnas con $c=1, \dots, 5$. En este caso, el elemento típico de esta matriz m_{fc} indica el porcentaje de la población que estaba en el cuantil f en el año base y en el cuantil c en el año final. El cuadro 7.20 muestra dos matrices de transición construidas por Herrera (1999) sobre la base de datos longitudinales de la Encuesta de Condiciones de Vida para Lima (Perú). En general, los valores más altos se encuentran sobre la diagonal de la matriz. El 48.3% de los hogares encuestados en 1985/6 que pertenecían al cuantil inferior de la distribución del consumo per cápita permanecían en ese cuantil en 1990. El valor para esa celda m_{11} bajó a 43.5 entre 1990 y 1996, denotando un aumento de la movilidad en el estrato inferior. En contraste, el valor de la celda m_{55} aumenta de 50 a 54.8, implicando menor movilidad en ese segmento de la distribución.

Cuadro 7.20

Matrices de transición de hogares basada en consumo per cápita Lima (Perú) 1990 y 1996

Quintil en 1985/6	Quintil en 1990				
	1	2	3	4	5
1	48.3	24.1	16.6	6.2	4.8
2	29.9	23.6	25.0	11.8	9.7
3	11.8	25.7	29.2	25.0	8.3
4	7.6	15.3	17.4	32.6	27.1
5	2.8	11.1	11.8	24.3	50.0

Quintil en 1990	Quintil en 1996				
	1	2	3	4	5
1	43.5	30.6	15.3	8.2	2.4
2	22.6	15.5	29.8	23.8	8.3
3	22.6	25.0	22.6	19.1	10.7
4	7.4	23.8	20.2	25.0	23.8
5	4.8	4.8	11.9	23.8	54.8

Fuente: Herrera (1999).

Una matriz de transición con valores de 100 en la diagonal y 0 en el resto es llamada *matriz identidad* y representa el caso de completa dependencia del pasado: nadie puede escapar del cuantil en el que se ubica en el año inicial. El extremo opuesto es el de completa independencia del pasado representado por una matriz con todas las entradas iguales. En nuestro caso de una matriz de quintiles, m_{fc} sería siempre 20: independientemente del lugar en el cual un individuo se encuentra en el año base, tiene la misma probabilidad (20%) de terminar

en cualquiera de los cinco quintiles de la distribución en el año final. Una medida usual de inmovilidad está basada en la diferencia entre la matriz real y la de perfecta independencia:

$$(7.60) \quad I_m = \sum_j \sum_c \frac{(m_{jc} - m_{jc}^i)^2}{m_{jc}^i}$$

donde m_{jc} es el número de observaciones en la celda jc en la realidad y m_{jc}^i es el número de observaciones en la celda jc que debería darse bajo completa independencia⁴⁸ (en nuestro ejemplo de quintiles, la matriz tienen 25 entradas y por ende m_{jc}^i es el 4% del total de observaciones). El indicador I_m en (7.60) tiene una distribución chi-cuadrado, lo cual facilita el análisis de significatividad estadística.

Otras medidas más sencillas de movilidad posicional construidas a partir de una matriz de transiciones son (i) la fracción de receptores de ingreso que permanecen en el mismo cuantil entre dos momentos del tiempo (coeficiente de inmovilidad) y (ii) la cantidad promedio de cuantiles de movimiento en la muestra.

Movilidad como factor igualador

Una medida alternativa interesante está basada en el papel igualador de la movilidad. El indicador explota el hecho de que cuanto más móvil sean los ingresos en el tiempo, más alta será la desigualdad en la distribución calculada con el ingreso corriente, comparada con la desigualdad computada sobre el ingreso intertemporal. El índice de rigidez de Shorrocks es un indicador de esta familia

$$(7.61) \quad R_S = \frac{I(x_1 + x_2)}{[\mu_1 I(x_1) + \mu_2 I(x_2)] / (\mu_1 + \mu_2)}$$

donde $I(\cdot)$ es un indicador de desigualdad invariante a la escala. Nótese que el numerador indica la desigualdad del ingreso intertemporal y el denominador, un promedio ponderado de las desigualdades corrientes.⁴⁹ Si la distribución fuese inmovil, la desigualdad corriente sería igual en cada período e igual a la intertemporal, por lo que el indicador de rigidez sería 1 y, por ende, la movilidad nula.

Como se desprende de esta breve recorrida, es claro que la movilidad es un concepto amplio que no admite una única manera de concebirlo y medirlo.⁵⁰ Es recomendable presentar una batería de indicadores para evaluar la robustez de los resultados a cambios de metodología.

⁴⁸ Hyson (2003) argumenta que en un contexto inter-generacional no sería apropiada una hipótesis nula correspondiente a una matriz de transición tal que los ingresos (educación) de padres e hijos sean completamente independientes. Como alternativa se propone una hipótesis tal que la relación entre los ingresos laborales (educación) de padres e hijos fuera la misma en cualquier punto de la distribución.

⁴⁹ En este contexto de dos períodos, el ingreso intertemporal es la suma del ingreso de los dos períodos dividido 2. Sin embargo, es irrelevante dividir por 2, dado que $I(\cdot)$ es invariante a la escala.

⁵⁰ El enfoque axiomático de las medidas de movilidad también se enfrenta a las ambigüedades comentadas en esta sección. Fields y Ok (1996) y Fields (2001) son dos referencias para adentrarse en el análisis axiomático de la movilidad.

7.7.5. Movilidad intergeneracional

Cuando el período de interés en el estudio de movilidad es el que transcurre entre generaciones y el agente relevante es una familia o dinastía, las medidas de movilidad se vuelven *intergeneracionales*. Las medidas estudiadas en esta sección pueden reintepretarse en este marco. Por ejemplo, dentro del esquema de la ecuación (7.56) puede tomarse como x_{it} al logaritmo del ingreso del hijo y como x_{it-1} al del padre,⁵¹ en cuyo caso el coeficiente β mide la elasticidad intergeneracional del ingreso.⁵² Valores positivos de β están asociados a alta movilidad: en este caso, el ingreso de los hijos no depende en gran medida del de los padres. $1 - \beta$ es considerado entonces un indicador de movilidad intergeneracional.⁵³

Idealmente, la medición de la movilidad intergeneracional requiere conocer el ingreso de padres e hijos en un mismo momento de sus ciclos de vida. Si se conoce el ingreso de una persona i en el momento t es necesario saber quién es su padre y cuál era su ingreso en el pasado, cuando estaba en el mismo momento del ciclo de vida que su hijo hoy. La ausencia de paneles largos o panel de datos retrospectivos hace imposible cumplir este requisito informativo. En particular, en el caso de las encuestas de hogares típicas latinoamericanas solo es posible identificar al padre de una persona adulta en aquellos pocos hogares donde padre e hijo conviven bajo el mismo techo, lo cual seguramente conduce a sesgos de selección.

Una metodología para estudiar movilidad intergeneracional en el contexto de restricciones informativas consiste en aplicar un procedimiento en dos etapas utilizando dos muestras, una principal en la que se observa el ingreso de los hijos y ciertas características de los padres (educación, ocupación, ubicación geográfica) y una muestra auxiliar de un momento en el pasado en el que los padres eran más jóvenes. Sobre la base de la segunda muestra es posible predecir el ingreso de los padres en el pasado en función de los parámetros estimados en la muestra auxiliar y de las características observadas de los padres en la muestra principal. Esos ingresos predichos son usados en la segunda etapa del procedimiento como regresores del modelo de ingresos de los hijos, estimado con la primera muestra. Este procedimiento, conocido como “mínimos cuadrados en dos etapas y dos muestras”, fue propuesto por Klevmarken (1982) y ha sido usado para algunos estudios en América Latina, dada la ausencia de datos de panel intergeneracional en la región.⁵⁴ Azevedo y Bouillon (2010) comparan los estudios regionales con otros para países desarrollados y concluyen que la movilidad intergeneracional de ingresos en América Latina es relativamente baja, aunque hay indicios de que ha crecido en el tiempo.⁵⁵

⁵¹ “Padres” engloba también a las madres e “hijos” a las hijas. Esta terminología es común en la literatura.

⁵² Ver Black y Devereux (2010) para un resumen de la literatura internacional.

⁵³ Solon (1999) realiza un exhaustivo análisis de los estudios de movilidad intergeneracional en los mercados laborales.

⁵⁴ Ver Ferreira y Veloso (2006) para un análisis en Brasil, Grawe (2001) para Perú, Nuñez y Miranda (2007) para Chile, y Jiménez (2011) para Argentina.

⁵⁵ Existen problemas significativos de comparabilidad entre estudios. Las diferencias estimadas en la movilidad intergeneracional entre distintos países pueden responder en parte a diferencias en el método de estimación, en la medida de ingreso utilizada y en las cohortes de hijos incluidas, entre otros factores.

Por ejemplo, Nuñez y Miranda reportan que la elasticidad de ingreso entre padres e hijos para Chile es 0.46 en la cohorte de hijos de 23 a 34 años, un valor significativamente inferior al del resto de las cohortes de mayor edad.

Dadas las dificultades en obtener información de ingreso que abarque dos generaciones, muchos estudios se han concentrado en medir la movilidad educativa. Estos estudios buscan medir la correlación existente entre la educación de padres e hijos y evaluar la relevancia de factores familiares en los logros educativos de las generaciones más jóvenes. Black y Devereaux (2010) enumeran varias ventajas de utilizar variables educativas. En primer lugar, como las personas tienden a completar su educación alrededor de los 25 años, a diferencia de lo que ocurre con los ingresos, el análisis puede realizarse cuando los hijos están en momentos “tempranos” de su ciclo de vida. Adicionalmente, la situación de no empleo no causa dificultades, mientras que sí es un problema cuando se intenta medir la movilidad intergeneracional del ingreso laboral. Finalmente, el error de medición en la variable educación es probablemente mucho menor (ya con menor tasa de no respuesta).

Un indicador sencillo de movilidad educativa es el grado de correlación entre los niveles educativos de padres e hijos. Hertz *et al.* (2007) computan esa correlación para una muestra grande de países y encuentran que los mayores valores corresponden a siete países de América Latina (Perú, Ecuador, Panamá, Chile, Brasil, Colombia y Nicaragua).

Un indicador propuesto por Andersen (2001) se basa en la denominada *brecha educativa*, que mide la diferencia entre los años de educación efectivos que debería tener un joven o niño de acuerdo con su edad, y los que efectivamente tiene. Cuando esta brecha educativa es explicada por variables del entorno familiar tales como el ingreso del hogar o la educación de los padres, existe evidencia de baja movilidad. Dado que la educación formal es uno de los principales determinantes de los ingresos, es esperable que una baja movilidad educativa se traslade en baja movilidad de ingresos.⁵⁶ Andersen (2001) propone como medida de inmovilidad la proporción de la varianza de la brecha educativa que es explicada por las variables específicas del hogar.⁵⁷ Análíticamente, supongamos un modelo en el que la variable de brecha educativa, be , depende linealmente de un conjunto de factores x indexados con j , dentro de los cuales hay variables del entorno familiar

$$(7.62) \quad be = \sum_j \alpha_j x_j$$

⁵⁶ Existen razones por las que esta traslación puede no funcionar perfectamente. Los ingresos son afectados por un conjunto de factores como contactos, calidad educativa o habilidades, no distribuidos igualitariamente. En segundo lugar, algunas fuentes de ingreso como el capital o la tierra pueden estar débilmente vinculadas a la educación formal.

⁵⁷ Behrman, Birdsall y Székely (1998) proponen un índice de movilidad educativa intergeneracional basado en regresiones similares al enfoque de Andersen (2001), pero partiendo la muestra en *clusters* de edad y nivel socioeconómico familiar.

Aplicando covarianzas respecto a be a ambos lados,

$$(7.63) \quad Var(be) = \sum_j cov[\alpha_j x_j; be]$$

Dividiendo por la varianza de be

$$(7.64) \quad 1 = \frac{\sum_j cov[\alpha_j x_j; be]}{Var(be)}$$

Pueden definirse unos ponderadores s_j

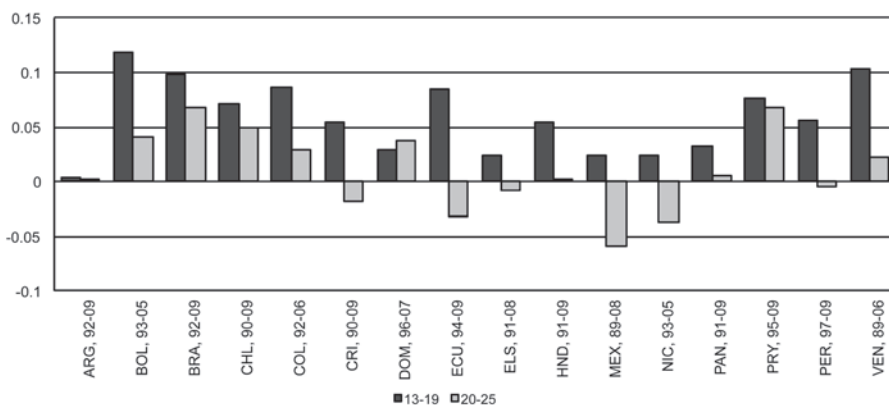
$$(7.65) \quad s_j = \frac{cov[\alpha_j x_j; be]}{Var(be)} = \frac{\alpha_j \sigma(x_j) cor[x_j; be]}{\sigma(be)}$$

donde σ denota desvío estándar y $cor[.]$ correlación. Dado (7.64), la suma de los s_j en (7.65) es igual 1. El índice de movilidad se calcula como 1 menos la suma de los s_j asociados a todas las dimensiones j que captan el entorno familiar. En una economía con baja movilidad el contexto familiar será un factor explicativo importante de la brecha educativa y, en consecuencia, el índice de movilidad será bajo.

La base SEDLAC incluye información sobre este indicador de movilidad educativa para todos los países de la región. Los países más pobres de América Central presentan los valores más bajos de este índice (un promedio de 0.81 frente a 0.87 del resto). La figura 7.35 muestra cambios en este indicador en las décadas de 1990 y 2000. En el grupo etario de 13 a 19 años ha habido avances en términos de movilidad educativa, vinculados a la expansión del acceso a la educación primaria y secundaria en América Latina.⁵⁸ Los cambios han sido menores e incluso negativos en algunos países para el grupo etario de 20 a 25 años.

⁵⁸ Andersen (2009) hace un exhaustivo análisis para el caso de Bolivia y concluye que la movilidad ha aumentado sustancialmente desde 1997.

Figura 7.35
Cambios en el índice de movilidad educativa
Grupos etario 13-19 y 20-25

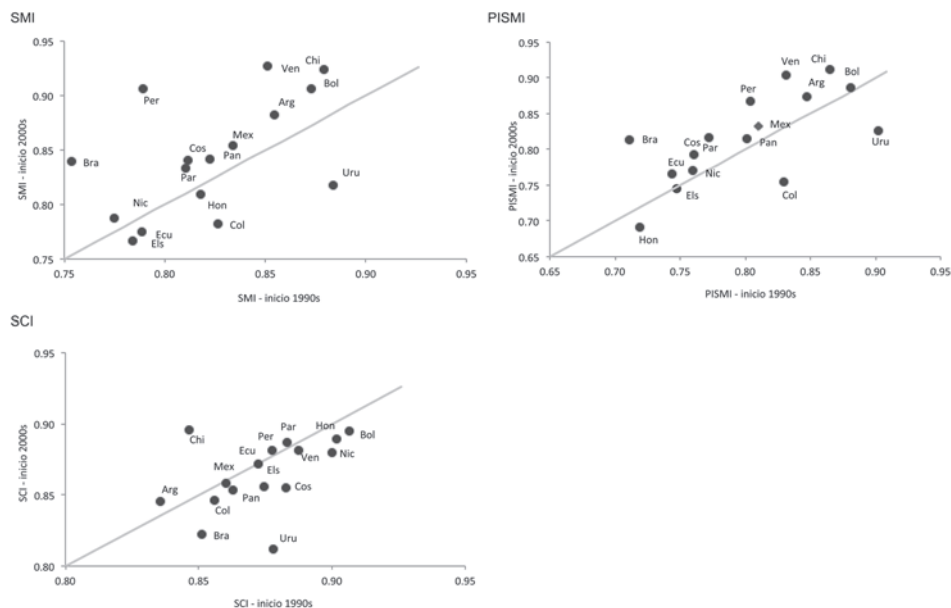


Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de SEDLAC (CEDLAS y Banco Mundial).

Dahan y Gaviria (1999) proponen usar como medida de movilidad la correlación entre los resultados educativos entre hermanos de una misma familia. En condiciones de alta movilidad, la correlación entre resultados socioeconómicos para dos hermanos debería ser relativamente baja, es decir, las variables familiares compartidas por los hermanos son un determinante poco importante de los resultados socioeconómicos de ambos. Una de las ventajas del enfoque de Dahan y Gaviria (1999) es que no requiere una definición *a priori* de las variables familiares relevantes, ya que la medida controla por todas las influencias que son comunes a los niños en una misma familia.

Conconi, Cruces, Olivieri y Sánchez (2008) computan los indicadores de movilidad intergeneracional educativa de Andersen (2001), Behrman *et al.* (1999) y Dahan y Gaviria (1999) para un amplio conjunto de países de América Latina (figura 7.36). Los autores concluyen que la movilidad aumentó en casi todos los países al ser medida por los dos primeros indicadores, mientras que la evidencia no es clara al utilizar el tercero.

Figura 7.36
Cambios en índices de movilidad educativa



Fuente: Conconi *et al.* (2008).

Nota: SMI se refiere al índice de Andersen (2001), PISMI al índice de Behrman *et al.* (1999) y SCI al indicador de correlación de Dahan y Gaviria (1999).

7.8. Bienestar agregado

El objetivo central de toda comunidad debe ser maximizar el bienestar social agregado. Salvo juicios de valor extremos, ese objetivo incluye pero trasciende la disminución de la desigualdad (u otra característica distributiva relacionada). Si la desigualdad aumenta entre dos momentos del tiempo, pero los ingresos de todas las personas se incrementan, es claro que para todo evaluador paretiano el bienestar social de la nueva situación será mayor.⁵⁹ Naturalmente, esto no implica ignorar los problemas distributivos, ya que la desigualdad es un componente del bienestar agregado y, para ciertos juicios de valor, un componente muy importante. En el ejemplo anterior la evaluación de la magnitud del aumento del bienestar será alta para quien ignore la desigualdad y baja –pero positiva– para quien otorgue una alta ponderación a los problemas distributivos.

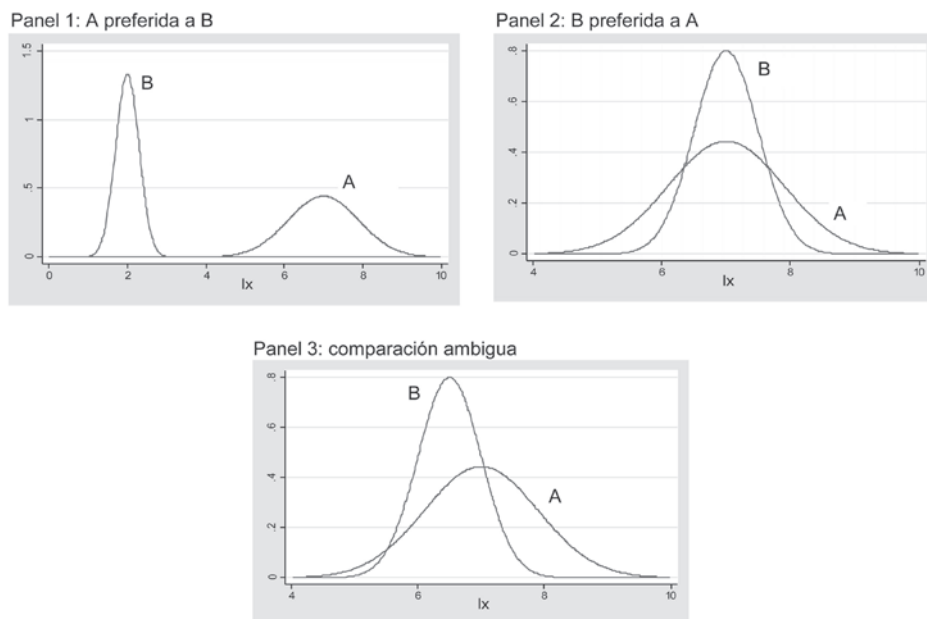
⁵⁹ Como discutimos en el capítulo 6, el bienestar individual puede depender del ingreso relativo a un grupo de referencia. En este caso un aumento generalizado del ingreso no necesariamente implica un cambio paretiano en términos de utilidad. En lo que sigue ignoramos por simplicidad esta posibilidad, aunque ciertamente se trata de un tema relevante.

El objetivo de maximizar el bienestar agregado de una comunidad exige entonces la evaluación de toda la distribución del ingreso y no solo de alguna característica particular como su dispersión (desigualdad, polarización) o su tendencia central (media, mediana). La forma usual en economía de evaluar una distribución es a través de las funciones de bienestar social agregado de tipo Bergson-Samuelson, introducidas en el capítulo anterior. Como vimos, estas son funciones que resumen los niveles de vida de una población en un número, permitiendo a través de la simple comparación de escalares realizar evaluaciones del bienestar de una sociedad a través del tiempo, o comparar el bienestar agregado de poblaciones distintas. Formalmente,

$$(7.66) \quad W(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

Es importante recordar que la forma de la función W está totalmente determinada por los juicios de valor del analista. Una función de bienestar social refleja las preferencias individuales sobre las distribuciones de ingreso. En la práctica, es usual trabajar con funciones no paternalistas, paretianas, simétricas y cuasi-cóncavas (ver capítulo 6). La propiedad paretiana implica que más ingreso para alguien es siempre socialmente positivo (mientras no se reduzca el ingreso de otro miembro de la sociedad), mientras que la cuasi-concavidad implica preferencias por la igualdad (Dalton-Pigou).

Figura 7.37
Comparación de distribuciones



Dadas estas propiedades, algunas comparaciones de bienestar resultan sencillas. En el panel 1 de la figura 7.37, la distribución *A* está totalmente corrida a la derecha respecto de *B*, por lo que cualquier evaluador paretiano ordenará a *A* por encima de *B* en términos de bienestar agregado. Nótese que *A* es mucho más desigual que *B*, sin embargo todas las personas en *A* gozan de mayores ingresos que en *B*.

En el segundo panel de la figura, las dos distribuciones están centradas en el mismo lugar, pero difieren significativamente en su grado de dispersión. De hecho, la distribución *B* se construye a partir de *A* mediante transferencias igualadoras. Es claro entonces que, para toda función de bienestar cuasi-cóncava (es decir, con preferencias por la igualdad), la distribución *B* será inequívocamente preferida. La situación es más confusa en el panel 3, donde *B* es una distribución más igualitaria, pero con menor ingreso medio que *A*. En este caso, la evaluación de bienestar se vuelve ambigua. Su resultado dependerá del valor asignado a la igualdad en la función de bienestar social escogida.

Dos puntos finales antes de presentar instrumentos para medir bienestar agregado. Al momento de evaluar el desempeño de una sociedad, un Gobierno o una intervención de política, debemos hacerlo en términos de su impacto sobre el bienestar social agregado. ¿Para qué estudiar y medir entonces ciertas características como la pobreza y la desigualdad si el interés final es el bienestar social? La respuesta a esta pregunta parte de reconocer que es usual descomponer los fenómenos sociales para su estudio, aunque se pierda comprensión del fenómeno global al hacerlo. La literatura distributiva se concentra en la desigualdad y la pobreza, sin desconocer que desde el punto de vista positivo ambas son parte de fenómenos más generales y complejos y, desde el punto de vista normativo no son, salvo juicios de valor extremos, el objetivo central del interés social. La focalización en temas de desigualdad y pobreza se justifica como medio para acotar la complejidad del análisis y por la convicción de que la equidad es una dimensión muy relevante del bienestar general. En este sentido, medir desigualdad o pobreza es ciertamente relevante, de la misma forma que es relevante medir el ingreso medio de una población (o su PIB per cápita), aunque su maximización no sea el objetivo social último en un marco de aversión por la desigualdad.

Dicho esto, es importante reconocer la relevancia de los estudios de bienestar. Es muy común que se realicen estudios de crecimiento por un lado, y de pobreza y desigualdad por el otro, sin intentos de consolidarlos en un marco integral. Las herramientas que veremos en esta sección sirven a ese objetivo. Las evaluaciones de bienestar agregado, a nuestro juicio, deberían ocupar un lugar mucho más central en el análisis económico. Su confinamiento a una sección marginal de este libro responde más al estatus actual de esta literatura que a nuestra evaluación de su importancia.

El último punto es bastante obvio, pero conviene reiterarlo. Usualmente, por conveniencia analítica y disponibilidad de datos, concebimos al bienestar social como función de los niveles de vida aproximados por variables monetarias, típicamente el ingreso. Naturalmente, la realidad es más compleja que este modelo, ya que el bienestar de las personas depende de muchos otros factores difíciles de mensurar o de incluir en medidas resumen. Diferencias en factores como las libertades civiles, la inseguridad, la calidad del medio ambiente y tantos otros afectan seguramente las comparaciones de bienestar. En la discusión que sigue, “bienestar social” debe entonces entenderse en sentido restringido.

7.8.1. Dominancia

Comparemos dos distribuciones, llamadas F y G . Estas dos distribuciones pueden referirse por ejemplo a un país en dos momentos del tiempo, o a un mismo país bajo dos escenarios económicos diferentes, o a dos países diferentes. Queremos saber bajo qué condiciones la distribución G domina a F , es decir, bajo qué condiciones el bienestar agregado asociado a G es superior al asociado a F , con independencia de quién realice la evaluación.

Dominancia Paretiana

El criterio más estricto es el de dominancia Paretiana: G domina a F si nadie pierde al pasar de F a G , y al menos alguien gana. Formalmente,

$$(7.67) \quad G \succ_p F \quad \text{sii} \quad x_i^G \geq x_i^F \quad \forall i, \quad G \neq F$$

donde el signo \succ_p denota dominancia paretiana. La dominancia paretiana es una condición necesaria y suficiente para que el bienestar no caiga bajo cualquier función W que cumpla la propiedad de Pareto. Nótese que se trata de un criterio muy estricto, debido a que es muy difícil que en la práctica se den casos donde absolutamente todas las personas estén igual o mejor en una situación que en otra. Aun en períodos de gran bonanza, siempre hay personas desafortunadas cuyo nivel de vida cae.

Dominancia distributiva de primer orden

Un criterio de dominancia menos exigente requiere que cada percentil (y no cada persona) esté igual o mejor en G que en F . En ese caso, se dice que la distribución G domina en sentido distributivo de primer orden (\succ_{D1}) a la distribución F . Formalmente,

$$(7.68) \quad G \succ_{D1} F \quad \text{sii} \quad Q(G, p) \geq Q(F, p) \quad \forall p \in [0, 1] \quad G \neq F$$

donde $Q(\cdot)$ indica el valor de la curva de Pen (el ingreso correspondiente al percentil p de la distribución). Este criterio, también conocido como dominancia estocástica de primer orden, ya fue visto en el capítulo 4 como condición para la robustez de las mediciones de pobreza. Nótese que es un criterio menos estricto que la dominancia paretiana. Supongamos que hay tres personas con ingresos $x^1_F=2$, $x^2_F=5$ y $x^3_F=10$ en la situación F , y que en la situación G pasan a ser $x^1_G=6$, $x^2_G=4$ y $x^3_G=10$. La distribución G no es Pareto-superior a F ya que la persona 2 está peor en G . Sin embargo, nótese que el ingreso ha aumentado en cada cuantil de la distribución: el ingreso del tercio más pobre de la población, antes compuesto por la persona 1 y ahora por la persona 2, ha crecido de 2 a 4; el del segundo tercio también ha aumentado, de 5 a 6, y el del tercio superior se ha mantenido en 10: hay dominancia distributiva de primer orden. Si no nos importa la identidad de las personas involucradas en la distribución, parece claro que la nueva situación G es socialmente preferible. De hecho, para toda función de bienestar W paretiana y simétrica:

$$(7.69) \quad G \succ_{D1} F \Leftrightarrow W(G) \geq W(F)$$

Dominancia distributiva de segundo orden

Recordemos del capítulo 2 que la curva generalizada de Lorenz indica el ingreso acumulado por el $p\%$ más pobre de la población dividido por el tamaño de la población N . Formalmente,

$$(7.70) \quad GL(p) = \int_0^y xf(x)dx, \quad F(y) = p$$

Mostramos en ese capítulo que la curva generalizada de Lorenz puede escribirse como el producto del ingreso medio μ y la curva de Lorenz $L(p)$

$$(7.71) \quad GL(p) = \mu \int_0^y \frac{xf(x)}{\mu} dx = \mu L(p)$$

Se dice que una distribución G domina en sentido distributivo de segundo orden a una distribución F si su curva generalizada de Lorenz está por encima.

$$(7.72) \quad G \succ_{D2} F \text{ si } GL(G, p) \geq GL(F, p) \forall p \in [0,1] \text{ } G \neq F$$

Puede probarse que, para toda función de bienestar agregado W paretiana, simétrica y cuasi-cóncava⁶⁰

⁶⁰ Ver Lambert (2001) para una prueba formal.

$$(7.73) \quad G \succ_{D_2} F \Leftrightarrow W(G) \geq W(F)$$

Este es un criterio menos estricto ya que no requiere que cada percentil esté mejor o igual en la situación G , pero sí que el acumulado de percentiles (empezando desde los más pobres) esté mejor. Si un percentil determinado está peor en G , esto debe ser compensado por una ganancia al menos semejante de algún percentil anterior, para que el bienestar no caiga ante los ojos de ningún evaluador con preferencias por la igualdad.

El teorema anterior tiene como antecedente al teorema de Shorrocks, según el cual

$$(7.74) \quad G \succ_{D_2} F \Leftrightarrow \int \alpha(x)g(x)dx \geq \int \alpha(x)f(x)dx \\ \forall \alpha(x) \text{ t.q. } \alpha'(x) > 0, \alpha''(x) < 0$$

Nótese que este teorema es un caso particular de (7.73).⁶¹ Nótese también que el teorema de Atkinson presentado en el capítulo anterior es un caso particular del teorema de Shorrocks aplicado a dos distribuciones con la misma media, en cuyo caso la dominancia de Lorenz generalizada se transforma en simple dominancia de Lorenz.

Si nos restringimos a las funciones paretianas, simétricas y cuasicóncavas, debemos entonces chequear la dominancia de las curvas generalizadas de Lorenz para poder evaluar cambios en el bienestar agregado de forma robusta, es decir, con independencia de la forma precisa de la función de bienestar.

La ecuación (7.71) por la que $GL(.) = \mu L(.)$ expresa con claridad las dos fuentes de aumento en el bienestar agregado: el crecimiento económico (entendido como aumento en el ingreso medio) y la reducción de la desigualdad.

7.8.2. Funciones de bienestar específicas

La manera más general de realizar comparaciones de bienestar es a través de curvas de Lorenz generalizadas. Cuando estas curvas se cortan el resultado de la comparación de dos distribuciones depende de la función de bienestar social específica que se postule, es decir, de los juicios de valor del analista. Una función de bienestar muy utilizada es la función CES propuesta por Atkinson

$$(7.75) \quad W_A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_i^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon}$$

con $\varepsilon \geq 0$ y $\varepsilon \neq 1$. Como discutimos en el capítulo anterior, el parámetro ε regula el grado de concavidad de la función y, en consecuencia, el grado de convexidad de las curvas de

⁶¹ El teorema fue establecido independientemente por Kolm (1969) y Kakwani (1984), pero lleva el nombre de teorema de Shorrocks (1983).

indiferencia. En un extremo, cuando $\varepsilon=0$, se tiene que $W=\mu$, reflejando el caso utilitarista de curvas de indiferencia lineales con pendiente -1. En el otro extremo, cuando ε tiende a infinito, W converge a una función de tipo Leontief con curvas de indiferencia en forma de L. En este caso, el valor de W converge al ingreso de la persona más pobre, x_m . La gran ventaja de la función propuesta por Atkinson es que cambiando un simple parámetro permite un amplio abanico de funciones evaluadoras, desde la utilitarista a la rawlsiana.

Las medidas de pobreza pueden considerarse funciones de bienestar agregado extremas donde se desestima por completo la consideración de las personas no pobres. Por ejemplo, el indicador FGT de pobreza (con signo negativo) desarrollado en el capítulo 4 puede pensarse como una función de bienestar agregada en la que solo se consideran las personas pobres en relación con su brecha respecto de la línea de la pobreza z .

$$(7.76) \quad W_{FGT} = -FGT(\alpha) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(1 - \frac{x_i}{\mu}\right)^\alpha 1(x_i < z) \quad \alpha \geq 0$$

Si $\alpha=0$, el objetivo social último consiste en minimizar la proporción de pobres en la población, mientras que con $\alpha 1$ debería minimizarse la brecha agregada de la pobreza. Nótese que, por más razonable que parezca poner a la minimización de la pobreza como objetivo social primordial, es quizás demasiado extremo ignorar por completo lo que ocurre en el resto de la población, por lo que lo usual es postular funciones de bienestar agregado que no se trunquen en z .

Las funciones de bienestar social *abreviadas* son muy utilizadas en la práctica. Se trata de funciones con solo dos argumentos: la media de la distribución μ y un indicador de su grado de desigualdad I .⁶²

$$(7.77) \quad W(x_1, x_2, \dots, x_N) = W(\mu, I)$$

Naturalmente, se exige que

$$(7.78) \quad \frac{\partial W(\cdot)}{\partial \mu} > 0; \quad \frac{\partial W(\cdot)}{\partial I} \leq 0$$

Un caso especial es el de la función utilitarista (o à la Bentham) donde $W=\mu$. Una función popular es la propuesta por Sen

$$(7.79) \quad W_s = \mu(1 - G)$$

donde G es el coeficiente de desigualdad de Gini, por lo que $(1-G)$ puede interpretarse como un descuento para tener en cuenta el costo social de la desigualdad. Sen llama a W_s el *ingreso*

⁶² Ver Lambert (2001) para obtener más detalles técnicos.

nacional real. Por su parte, Kakwani propone la siguiente función de bienestar agregado, que utiliza los mismos parámetros:

$$(7.80) \quad W_K = \frac{\mu}{(1+G)}$$

La función abreviada que puede construirse con el indicador de desigualdad de Atkinson A es

$$(7.81) \quad W_A = \frac{(\mu(1-A))^\varepsilon}{(1-\varepsilon)} \quad \text{con } \varepsilon \geq 0 \text{ y } \varepsilon \neq 1.$$

Estas funciones de bienestar pueden interpretarse como medias ponderadas del ingreso de una economía, donde el grado de desigualdad opera como ponderador. De igual forma, a las tasas de crecimiento de estas W se las suele conocer como tasas de crecimiento ponderadas por distribución (*distributional weighted-growth rates*) y, según argumentamos, deberían ser el primordial centro de atención al evaluar una economía.

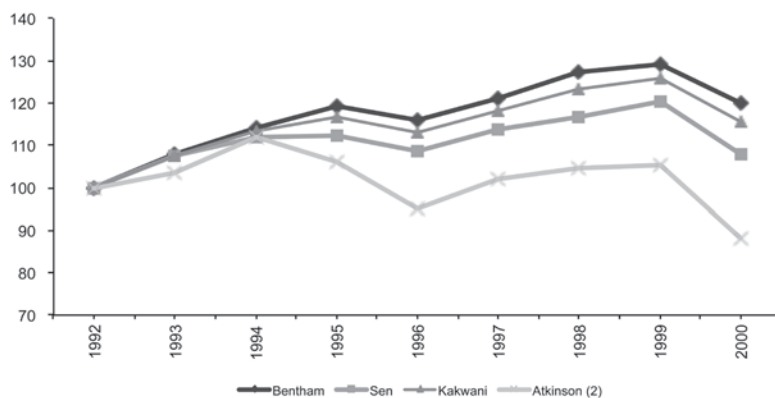
7.8.3. Algunos ejemplos empíricos

Los siguientes ejercicios muestran evaluaciones de algunas economías latinoamericanas según la visión de cuatro funciones de bienestar abreviadas usualmente consideradas en la literatura. El ejercicio puede pensarse del siguiente modo. Se toma a cuatro analistas con juicios de valor diferentes, los cuales reflejan distintas ponderaciones de la relevancia del ingreso medio y del grado de desigualdad sobre el nivel de bienestar. En un extremo se sitúa un analista cuya función de bienestar es simplemente la media de la distribución: los cambios en la desigualdad le resultan completamente irrelevantes (Bentham). En el otro extremo se sitúa un analista con juicios de valor más rawlsianos. Este analista, representado por una función de bienestar social de Atkinson con parámetro de aversión a la desigualdad $\varepsilon=2$, pondera de manera fuerte los cambios en los ingresos de los individuos más pobres: si estos no crecen, la compensación en términos de crecimiento del ingreso promedio debe ser muy alta para que este analista juzgue a la nueva situación como preferida. Entre los dos casos mencionados se sitúan dos analistas intermedios, representados por las funciones de bienestar social de Sen y Atkinson con parámetro $\varepsilon=1$. A los cuatro evaluadores se les suministra la misma información para cada año respecto al PIB per cápita como medida de ingreso medio y la desigualdad en la distribución del ingreso como medida de dispersión, y se les pide que ordenen esas distribuciones.

Tomemos el caso de Argentina en el período 1992-2000 (figura 7.38). Todos los evaluadores coinciden en reportar un aumento del bienestar entre 1992 y 1994. El período post 1994 es escenario de un resultado interesante. Se trata de un período de crecimiento económico

moderado y de un fuerte deterioro de la distribución. Esta evolución dispar genera un conflicto entre evaluadores: mientras que algunos juzgan como favorable la evolución en esos años, otros señalan una significativa caída en el nivel de bienestar agregado. Así, por ejemplo, el bienestar crece 11% entre 1994 y 1998 de acuerdo con un evaluador utilitarista que solo mira el cambio en el PIB per cápita, 4% de acuerdo con la función de Sen y 3.3% de acuerdo con una función de Atkinson con $\epsilon=1$. En contraste, en ese mismo período el bienestar cae 7% de acuerdo con un evaluador más rawlsiano (Atkinson con $\epsilon=2$).⁶³

Figura 7.38
Bienestar agregado
Argentina 1992-2000



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de EPH 1992-2000, Argentina.

Nota: Media de la distribución = PIB per cápita.

Atkinson (ϵ) = función de bienestar de Atkinson con parámetro ϵ .

Existe un punto importante que discutimos en el capítulo 3 y que es de mucha relevancia acá. Las tasas de crecimiento estimadas del ingreso medio disponible y del PIB per cápita suelen diferir, en algunos casos sustancialmente. En parte esta brecha es entendible ya que se trata de dos conceptos distintos y existen razones genuinas para que sus niveles y patrones de cambio temporal difieran. Pero en ocasiones las diferencias provienen de falencias en la información, más que de razones económicas válidas. El punto es que estas falencias ocurren tanto en las encuestas de hogares que sirven para computar el ingreso disponible medio, como por parte del sistema de Cuentas Nacionales a partir del cual se estima el PIB. Una opción para los ejercicios de bienestar es utilizar solo información de las encuestas de hogares. La segunda opción es utilizar los microdatos de las encuestas de hogares para estimar el grado de desigualdad de la distribución y el PIB (o el consumo privado o el ingreso disponible de

⁶³ Gasparini y Sosa Escudero (1999) encuentran resultados semejantes y los vinculan con la disparidad de opiniones respecto de la performance socioeconómica argentina en ese período.

Cuentas Nacionales) per cápita como estimador de μ . Este enfoque híbrido, que es el seguido en la figura 7.38, es metodológicamente cuestionable, pero tiene la gran ventaja de utilizar información que es de amplia difusión entre los economistas y el público en general –la tasa de crecimiento del PIB per cápita–, y corregirla por el efecto de la desigualdad. Costará convencer a un analista macroeconómico de utilizar las tasas de crecimiento ponderadas por distribución como instrumento fundamental de evaluación del desempeño de una economía si además se decide estimar las tasas de crecimiento de una fuente distinta a la habitual y que en ocasiones difiere significativamente.

El cuadro 7.21 muestra estimaciones de las tasas anuales de crecimiento en cuatro funciones de bienestar agregado para varios países de América Latina, utilizando alternativamente al ingreso medio de las encuestas y al PIB per cápita como estimadores de la media del ingreso. En varios países donde la desigualdad se redujo, la evaluación del desempeño global es más positiva que al considerar solo el crecimiento del ingreso medio. Por ejemplo, mientras que en Brasil el ingreso medio creció al 3.3% anual entre 1993 y 2008, el bienestar agregado medido según Sen y Atkinson con $\epsilon=1$ creció al 4.2%, y según una visión más rawlsiana al 9%. Los valores son inferiores, aunque positivos, al utilizar el crecimiento del PIB como medida de crecimiento del ingreso medio. En algunos países el aumento de la desigualdad se traduce en visiones menos optimistas del desempeño económico que las que surgen del crecimiento del ingreso. Por ejemplo, en Nicaragua el ingreso creció al 2.7% anual, mientras que el bienestar social para una función Atkinson con $\epsilon=2$ lo hizo al 1.4%.

Cuadro 7.21
Tasas anuales de crecimiento en el bienestar agregado

		Media de las encuestas de hogares (ingreso per cápita)				Media de Cuentas Nacionales (PIB per cápita)			
		Bentham	Sen	Atk(1)	Atk(2)	Bentham	Sen	Atk(1)	Atk(2)
		(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)	(vii)	(viii)
Argentina	1992-2009	2.5	2.4	2.3	1.5	2.1	2.0	1.8	1.1
Brasil	1993-2008	3.3	4.2	4.2	9.0	1.7	2.6	2.6	7.3
Chile	1990-2006	3.2	3.7	3.7	4.5	4.2	4.6	4.6	5.5
Costa Rica	1992-2009	2.9	2.8	2.9	3.6	1.8	1.7	1.8	2.5
El Salvador	1991-2007	1.8	2.5	2.6	4.4	3.2	3.9	4.0	5.8
México	1992-2008	0.7	1.2	1.1	1.2	1.6	2.0	2.0	2.1
Nicaragua	1993-2005	2.7	3.5	3.9	1.4	1.7	2.4	2.8	0.4
Panamá	1991-2006	2.1	2.2	2.5	4.2	3.0	3.1	3.4	5.2
Perú	1997-2008	1.6	2.7	2.8	4.2	2.9	4.0	4.1	5.6

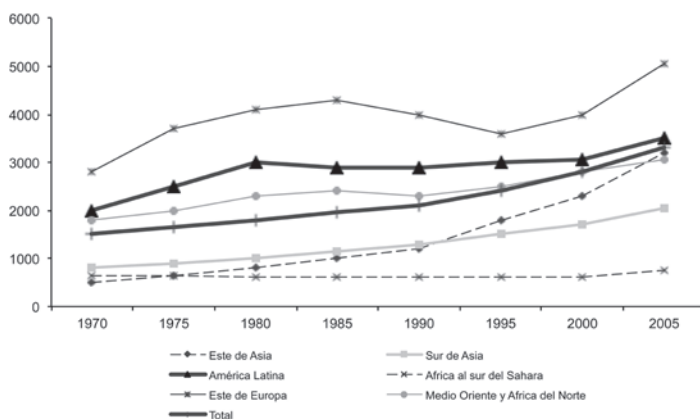
Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de encuestas de hogares.

Nota: Atk (ϵ)=función de bienestar de Atkinson con parámetro ϵ .

Bienestar mundial

Recientemente algunos autores han estimado funciones de bienestar agregado para el total del mundo. Atkinson y Brandolini (2010) encuentran que, independientemente de la función usada, el bienestar agregado mundial habría aumentado significativamente desde el siglo XIX hasta la actualidad, con tasas de incremento más elevadas desde la segunda guerra mundial. Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009) encuentran un pronunciado aumento del bienestar agregado mundial desde la década de 1970. La figura 7.39 indica un significativo incremento del bienestar agregado en casi todas las regiones del mundo, con excepción de África al sur del Sahara. Para América Latina las estimaciones de Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009) indican un aumento del bienestar en la década de 1970, estancamiento en la de 1980, leve crecimiento en la de 1990 y aumento más fuerte en la de 2000.

Figura 7.39
Bienestar agregado por regiones
Índice de bienestar de Sen



Fuente: Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009)

Jones y Klenow (2010) computan medidas de bienestar que combinan consumo, ocio, desigualdad y mortalidad. Los autores concluyen que los países en desarrollo, entre los cuales se encuentran los latinoamericanos, tienen niveles de bienestar relativo menores a los que sus niveles de ingreso sugieren, dada la menor esperanza de vida y la mayor desigualdad. Los autores estiman un crecimiento del bienestar entre 1980 y 2000 en América Latina superior al crecimiento en el ingreso, explicado por el incremento de la esperanza de vida.

Apéndice: en la práctica

Años de educación por percentil de ingreso

El bloque de código que se muestra a continuación permite replicar la figura 7.1 del cuerpo principal del capítulo, que muestra la relación entre años de educación e ingreso per cápita familiar. En primer lugar, la línea 3 emplea nuestro comando `gcuan` (ver capítulo 3) para generar percentiles de ingreso per cápita familiar (es decir, la variable `ipcf`), que se almacenan en la variable `percentil`. Como vimos, los comandos `preserve` y `restore` de las líneas 5 y 9, respectivamente, hacen que los cambios que las líneas intermedias realicen a la base de datos sean temporales. En particular, la línea 6 computa los años de educación promedio de los individuos que tienen entre 25 y 65 años de edad de cada percentil de `ipcf`, al tiempo que la opción `replace` reemplaza la base de datos por la tabla resultante. Las líneas 7 y 8 muestran los resultados de dos formas alternativas; se deja como ejercicio para el lector determinar el funcionamiento del comando `lowess`.

```
1 * cap7-educ-percentil.do
2
3 gcuan ipcf [w=pondera], n(100) g(percentil)
4
5 preserve
6 table percentil [w=pondera] if edad>=25 & edad<=65,
c(mean aedu) replace
7 line table1 percentil
8 lowess table1 percentil
9 restore
```

Condición de formalidad por percentil de ingreso

El siguiente bloque de código, similar al anterior, calcula la proporción de trabajadores formales en cada decil de `ipcf` (ver figura 7.2). Como veremos, se utilizan dos definiciones de formalidad. En primer lugar, en las líneas 3-5 se genera la variable `informal_1` que vale 1 para los trabajadores clasificados como informales de acuerdo con la definición productiva de la OIT. En dicho caso, son considerados formales los trabajadores que son (a) patronos, (b) asalariados en empresas grandes, (c) asalariados en empresas públicas, o (d) cuentapropistas con educación superior completa; los demás trabajadores se consideran informales. La variable `categ_lab` –disponible en las bases de datos que acompañan este libro– permite identificar ambos grupos de trabajadores. Por su parte, desde un punto de vista “legalista” son informales los trabajadores que no tienen derecho a percibir una jubilación (ver líneas 7-8). Las líneas 10-11 generan las variables `formal_1` y `formal_2` para identificar si un trabajador es formal, en lugar de informal como hacen las variables a la derecha del igual. La línea 13 genera la variable `decil` que identifica a qué decil de `ipcf` pertenece cada observación.

La línea 16 calcula la proporción de ocupados formales en cada decil de *ipcf*. La forma de presentar los resultados es similar a la empleada anteriormente.

```
1 * cap7-fomalidad-percentil.do
2
3 * informalidad según definición productiva
4 gen informal_1 = 0 if categ_lab==1
5 replace informal_1 = 1 if categ_lab==2
6
7 * informalidad según definición legalista; formal si derecho a jubilacion
8 gen informal_2 = 1-djubila
9
10 gen formal_1 = 1-informal_1
11 gen formal_2 = 1-informal_2
12
13 gcuán ipcf [w=pondera], n(10) g(decil)
14
15 preserve
16 table decil [w=pondera] if edad>=25 & edad<=65 & ocupado==1, ///
17   c(mean formal_1 mean formal_2) replace
18 twoway (line table1 decil) (line table2 decil)
19 restore
```

Se deja como ejercicio (simple) para lector replicar el cálculo pero considerando percentiles de ingreso per cápita familiar.

Curvas e índice de concentración de años de educación

En este apartado se muestra cómo construir las curvas de concentración que aparecen en la figura 7.3 del texto principal del capítulo. En primer lugar (ver líneas 3-5), se seleccionan las observaciones para utilizar en la estimación. En particular, se eliminan individuos que no reportan años de educación y/o que no tienen entre 25 y 65 años de edad. La estimación de una curva de concentración es similar a la correspondiente a una curva de Lorenz. De hecho, las líneas 7-12 son idénticas a las utilizadas en el apéndice práctico del capítulo 2 del libro. A diferencia de la curva de Lorenz, en este caso no hay coincidencia entre la variable que ordena las observaciones y la que se acumula para construir el eje vertical del gráfico. La línea 8 ordena las observaciones según la variable *ipcf*, al tiempo que la variable *shraedu* (es decir, años de educación acumulados por el p% más pobre de la población) se genera en las líneas 14-16. La curva de concentración se grafica en la línea 18; el contenido del segundo paréntesis del comando *twoway* corresponde a la línea de perfecta igualdad.

```
1 * cap7-curva-concentracion-anios_ed.do
2
3 * eliminar observaciones que no se utilizan
4 keep if aedu!=.
5 keep if edad>=25 & edad<=65
6
7 * ordenar según ipcf
8 sort ipcf
```

```

9
10 * población acumulada ordenamiento ipcf
11 gen shrpop = sum(pondera)
12 replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
13
14 * años educación acumulados
15 gen shraedu = sum(aedu*pondera)
16 replace shraedu = shraedu/shraedu[_N]
17
18 twoway (line shraedu shrpop) (line shrpop shrpop)

```

Como vimos, de las curvas de concentración se deriva el índice de concentración. En las siguientes líneas de código mostramos cómo puede calcularse el índice de concentración para los años de educación (ver cuadro 7.2). Las líneas 3-8 son idénticas a las empleadas para estimar la curva de concentración de años de educación. Luego, se utiliza una secuencia de instrucciones similar a la empleada en el capítulo 6 para estimar el coeficiente de Gini (ver líneas 10-20). Nuevamente, la diferencia radica en que las observaciones se ordenan según la variable `ipcf` mientras que el resto de los cálculos se realizan sobre la variable de años de educación, `aedu`.

```

1 * cap7-indice-concentracion.do
2
3 * eliminar observaciones que no se utilizan
4 keep if aedu!=.
5 keep if edad>=25 & edad<=65
6
7 * ordenar según ipcf
8 sort ipcf
9
10 summ aedu [w=pondera]
11 * población de referencia
12 local obs = r(sum_w)
13 * número de años educación promedio
14 local media = r(mean)
15
16 gen aux = sum(pondera)
17 gen i = (2*aux - pondera + 1)/2
18 gen aux2 = aedu*(`obs'-i+1)
19 summ aux2 [w=pondera]
20 local concent = 1 + (1/`obs') - (2/(`media'*`obs'^2)) * r(sum)
21
22 display "concent = " `concent'

```

Tasas de acceso a a por deciles de ingreso

En este apartado se muestra cómo puede replicarse la figura 7.5 del texto que muestra las tasas de acceso a la escuela secundaria para cada decil de la distribución del `ipcf` en Honduras. Las edades normativas para finalizar cada nivel educativo en dicho país se muestran en las líneas 3-6. En primer lugar, identificamos a los individuos que están en edad de asistir a la escuela secundaria; es decir, aquellos que tienen entre 13 y 17 años de edad (ver variable `a_sec`). En segundo lugar, se genera la variable que utilizaremos para calcular la tasa de escolarización neta (es decir, `e_net`) que vale cero para quienes teniendo edad de asistir a la

secundaria (a) no lo hacen (ver línea 14), o (b) asisten a la primaria (ver línea 17). Los individuos que teniendo edad para cursar primer año de la secundaria están cursando el último año de la primaria son considerados *missing* (ver línea 21); para este grupo no tenemos forma de saber si deberían o no estar en la escuela secundaria. Por último, los individuos que asisten a secundaria a la edad normativa son aquellos que teniendo edad de asistir a la secundaria (a) asisten (ver línea 24), o (b) reportan como máximo nivel educativo secundario completo o superior incompleto (ver línea 27). La línea 30 identifica deciles de ingreso per cápita familiar. La tasa neta de escolarización secundaria se almacena en la macro local *media* utilizando técnicas vistas anteriormente (ver líneas 32-34). Las líneas 36-42 presentan los resultados en un gráfico; el gráfico tipo “*rarea*” pinta el área entre las variables *table1* y *media* para los valores del eje x dados por la variable *decil*.⁶⁴

```

01 * cap7-acceso-secundaria.do
02
03 * edades normativas para completar cada nivel educativo
04 /* pri = 12
05    sec = 17
06    sup = 23 */
07
08 *** paso 1: identificar individuos en edad asistir escuela secundaria
09 gen a_sec=1 if edad>=(1+12) & edad<=17
10
11 *** paso 2: escolarizacion neta
12
13 * los que no asisten
14 gen e_net=0 if a_sec==1 & asiste==0
15
16 * los que asisten a primaria
17 replace e_net=0 if a_sec==1 & asiste==1 & prii==1
18
19 * los que asisten último año primaria pero edad de secundaria -> son missing
20 * 6 = edad inicio primaria
21 replace e_net=. if edad==(12+1) & asiste==1 & prii==1 & aedu>=(12-6) & aedu!=.
22
23 * los que asisten a secundaria
24 replace e_net=1 if a_sec==1 & asiste==1 & seci==1
25
26 * los que completaron secundaria
27 replace e_net=1 if a_sec==1 & (secc==1 | supi==1)
28
29 * generar deciles ipcf
30 gcuant ipcf [w=pondera], n(10) g(decil)
31
32 * acceso promedio
33 summ e_net [w=pondera]
34 local media = r(mean)*100
35
36 preserve
37 table decil [w=pondera], c(mean e_net) replace
38 replace table1 = table1*100
39 gen media = `media'
40 twoway (line table1 decil) (rarea table1 media decil), ///
41   yline(`media') xlabel(1(1)10) ylabel(0(10)100)
42 restore

```

⁶⁴ Adicionalmente, el ejemplo muestra que una variable y una macro local pueden recibir el mismo nombre.

Desigualdad multidimensional

En esta sección se muestra cómo calcular el índice de desigualdad multidimensional de Bourguignon utilizado para elaborar la figura 7.21. En la aplicación, se consideran tres atributos para medir la desigualdad multidimensional: ingreso per cápita familiar, años de educación del jefe de hogar, y características de la vivienda. En este caso, el ejercicio se realiza a nivel de hogar (ver línea 3). Además, se eliminan los hogares con `ipcf` igual a cero (ver línea 7). En las líneas 17-22 se realizan algunos ajustes por posibles inconsistencias en los años de educación del jefe de hogar.

El código contenido entre las líneas 24-64 se utiliza para generar la variable `vivienda` a partir de combinar las siguientes características: tipo de materiales, acceso a agua potable, acceso a saneamiento, y electricidad; se deja como ejercicio para el lector la interpretación de estas sentencias. En las líneas 68-71 se utiliza un bucle `foreach` para reescalar las tres variables que se utilizan para medir los atributos considerados en el índice de desigualdad multidimensional. En particular, las variables `ipcf`, `aedu` y `vivienda` son reescaladas para que su valor se ubique en el intervalo $[0,1]$. En cada iteración del bucle, la macro local `i` contiene el nombre de una de las variables incluidas en la lista que aparece a continuación de “`varlist`”. Luego de este cambio, las tres variables quedan expresadas en la misma unidad de medida, por lo que pueden utilizarse para estimar distintos índices de desigualdad multidimensional.

La estimación del índice de Bourguignon requiere otorgar una ponderación a cada uno de los atributos que se consideran. En el ejemplo, se asume que los tres atributos reciben las mismas ponderaciones, que se almacenan en las macros locales `w1-w3` (ver líneas 75-77). Los parámetros β y ε del índice de desigualdad multidimensional de Bourguignon se eligen en las líneas 83 y 84, respectivamente.

En las líneas 86-90 se calcula cada uno de los términos de la expresión (7.10) del texto del capítulo a partir de los tres atributos normalizados (es decir, variables `ipcf2`, `aedu2` y `vivienda2`), pero considerando también el valor del parámetro ε . En las líneas 92-96 se calculan los valores promedio de cada uno de los atributos normalizados; los valores se almacenan en macros locales cuyo nombre se construye a partir de anteponer el prefijo “`mu_`” al nombre de cada variable. En las líneas 98-102 se vuelve a computar la expresión (7.10) pero ahora utilizando los valores promedio de cada atributo considerado. En la línea 104 se realiza la segunda sumatoria del numerador de la expresión (7.10). Por último, la línea 106 calcula la expresión (7.17) del texto del capítulo; en `r(sum)` se encuentra el resultado de la sumatoria mientras que `r(sum_w)` contiene la población de referencia o suma de la variable `pondera` para las observaciones utilizadas en la sumatoria.

```

1 * cap7-desigualdad-multidimensional-bourguignon.do
2
3 * análisis se realiza a nivel de hogares
4 keep if jefe == 1
5
6 * eliminar ingresos cero
7 drop if ipcf == 0
8
9 *### atributos bienestar
10
11 /*
12 1. ingreso = ipcf
13 2. años educacion jefe de hogar = aedu
14 3. características vivienda = vivienda
15 */
16
17 * corrección inconsistencias
18 replace aedu=. if aedu<0
19 replace aedu=. if aedu>40
20
21 * eliminar observaciones con aedu==.
22 drop if aedu == .
23
24 * inicio: generar variable vivienda utilizando análisis componentes principales
25
26 * recodificar variable material precario para medir conceptos positivo
27 gen matnopreca = 1 - matpreca
28
29 * por tratarse de variables binarias, estimar matriz de correlaciones
30 * tetracóricas para PCA
31 tetrachoric matnopreca agua cloaca elect [w=pondera], star(.05)
32
33 * almacenar matriz de correlaciones tetracóricas en matriz mat_rho
34 matrix mat_rho = r(Rho)
35
36 * almacenar número de observaciones en macro local obs
37 local obs = r(N)
38
39 * estimar medias + desvíos estándar variables de vivienda
40 foreach i of varlist matnopreca agua cloacas elect {
41     summ `i' [w=pondera]
42     local mu_`i' = r(mean)
43     local sd_`i' = r(sd)
44 }
45
46 matrix media = ( `mu_matnopreca' , `mu_agua' , `mu_cloacas' , `mu_elect' )
47 matrix desvest = ( `sd_matnopreca' , `sd_agua' , `sd_cloacas' , `sd_elect' )
48
49 * realizar análisis de componentes principales
50 * por tratarse de variables binarias, utilizar pcamat con mat_rho
51 pcamat mat_rho, n(`obs') names(matnopreca agua cloacas elect) means(media) ///
52 sds(desvest)
53
54 * cómputo de los componentes
55 predict y1 y2 y3 y4
56
57 * kaiser-meyer-olkin (kmo) measure of sampling adequacy
58 estat kmo
59
60 * generar variable vivienda
61 gen vivienda = y1
62 drop if vivienda == .
63
64 * final: generar variable vivienda utilizando análisis componentes principales
65

```

```

66 *### re-escalar variables
67
68 foreach i of varlist ipcf aedu vivienda {
69     summ `i'
70     gen `i'2 = ( `i' - r(min) ) / ( r(max) - r(min) )
71 }
72
73 *### ponderación por atributo
74
75 local w1 = 1/3
76 local w2 = 1/3
77 local w3 = 1/3
78
79 * calcular expresión (7.17) con beta != 0
80
81 * beta = prm elasticidad sustitución entre atributos
82 * epsilon = prm aversión desigualdad
83 local beta = -10
84 local epsilon = -1.5
85
86 * numerador
87 gen aux = ( `w1'*(ipcf2)^`beta' ///
88 + `w2'*(aedu2)^`beta' ///
89 + `w3'*(vivienda2)^`beta' ) ^ (1/`beta')
90 replace aux = aux^(`epsilon')
91
92 * calcular promedio de cada atributo
93 foreach i of varlist ipcf2 aedu2 vivienda2 {
94     summ `i' [w=pondera]
95     local mu_`i' = r(mean)
96 }
97
98 * denominador
99 local aux_mu = ( `w1'*(`mu_ipcf2')^`beta' ///
100 + `w2'*(`mu_aedu2')^`beta' ///
101 + `w3'*(`mu_vivienda2')^`beta' ) ^ (1/`beta')
102 local aux_mu = `aux_mu'^(`epsilon')
103
104 sum aux [w=pondera]
105
106 local bourguignon = 1 - (1/r(sum_w)) * r(sum)/(`aux_mu')
107 display as text "bourguignon = " as result `bourguignon'

```

Ratio salarios simulados y reales

Con el bloque de código a continuación puede replicarse la figura 7.27 del texto principal del capítulo. Las líneas 3-8 seleccionan las observaciones que desean utilizarse para el análisis; para ello, se utilizan los comandos `keep` y `drop` vistos anteriormente. Las líneas 11 y 12 generan dos variables adicionales para utilizar en las estimaciones econométricas, el logaritmo del salario horario (`lwage`) y el cuadrado de la edad (`edad2`). La línea 15 utiliza el comando `regress` para estimar una ecuación de Mincer por mínimos cuadrados ordinarios para las mujeres. Luego, la línea 16 elimina a las mujeres que, por falta de información en alguna variable, no participaron de la regresión. El comando `regress` almacena los coeficientes estimados por MCO en la matriz $e(b)$.⁶⁵ Así, la línea 19 define la matriz

⁶⁵ La sentencia `ereturn list` muestra los resultados que se almacenan luego de ejecutar un comando de estimación como `regress`.

mat_beta_muj como igual a e(b); la línea 20 muestra el contenido de la nueva matriz.⁶⁶ Las líneas 23 y 24 son similares a las 15 y 16 pero se refieren a los hombres. En la línea 27 se generan los residuos de la función estimando el comando predict con la opción residuals; los residuos se almacenan en la nueva variable resid. La línea 30 emplea el comando matrix score para generar la predicción del logaritmo del salario horario para los hombres empleando los parámetros almacenados en la matriz mat_beta_muj. El comando matrix score multiplica los coeficientes en la matriz mat_beta_muj por las variables correspondientes de manera automática. La línea 31 agrega a la predicción almacenada en la variable yhat los residuos estimados a partir de la ecuación de Mincer para los hombres. Es decir, el ingreso simulado de los hombres se obtiene a partir de los parámetros estimados para las mujeres pero agregando el residuo calculado a partir de la propia ecuación de Mincer (ver variable yhat2). Las líneas 33-36 calculan el promedio de los salarios observados y simulados que se almacenan en las macros locales mu y mu2, respectivamente. Por último, el cociente de los promedios salariales se muestra en la línea 38.

```

1 * cap7-desigualdad-genero.do
2
3 * seleccionar observaciones
4 keep if ocupado == 1
5 keep if cohi == 1
6 keep if asal == 1
7 drop if edad<25 | edad>55
8 drop if wage == 0
9
10 * generar variables adicionales
11 gen lwage = log(wage)
12 gen edad2=edad*edad
13
14 * estimar mincer mujeres
15 regress lwage pric seci secc supi supc edad edad2 [pw=pondera] if hombre == 0
16 drop if hombre == 0 & e(sample)!=1
17
18 * parámetros mujeres
19 matrix mat_beta_muj = e(b)
20 matrix list mat_beta_muj
21
22 * estimar mincer hombres
23 regress lwage pric seci secc supi supc edad edad2 [pw=pondera] if hombre == 1
24 drop if hombre == 1 & e(sample)!=1
25
26 * generar residuos hombres
27 predict resid if hombre==1, residuals
28
29 * generar predicción hombres con prm mujeres
30 matrix score yhat2 = mat_beta_muj if hombre==1
31 replace yhat2=exp(yhat2 + resid) if hombre == 1
32
33 summ wage [w=pondera] if hombre==1
34 local mu = r(mean)
35 summ yhat2 [w=pondera]

```

⁶⁶ Cabe hacer notar que las columnas de la matriz mat_beta_muj reciben el nombre de la variable que corresponde a cada parámetro estimado.

```

36 local mu2 = r(mean)
37
38 display as text "ratio = " as result `mu2' / `mu'

```

Bienestar agregado

En este apartado mostramos cómo implementar las distintas funciones de bienestar social que vimos en la sección 7.8.2. En primer lugar, la media del `ipcf` se almacena en la macro local `media` (ver líneas 3-4). En la línea 5 se calcula el coeficiente de Gini del ingreso per cápita familiar; para ello, se utiliza el programa `gini` desarrollado en el capítulo 6. Como puede observarse, solo consideramos las observaciones con ingresos positivos para estimar la desigualdad. Las líneas 7-22 calculan el valor que toman los distintos indicadores de bienestar; en general, las sentencias son relativamente sencillas de interpretar. La función de bienestar de Atkinson cuando epsilon es distinto de la unidad difiere de la utilizada en el texto del capítulo⁶⁷. En particular, el bienestar W se estima como

$$W = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_i^{1-\varepsilon}}{1-\varepsilon} \right)^{\frac{1}{1-\varepsilon}}$$

donde x_i es el ingreso del individuo i . Como puede comprobar el lector, las funciones de bienestar agregado que se derivan de esta forma funcional son las utilizadas en las líneas 15-22.

```

1 * cap7-bienestar-agregado.do
2
3 summ ipcf [w=pondera] if ipcf>0
4 local media = r(mean)
5 gini ipcf [w=pondera] if ipcf>0
6
7 * sen
8 local welfare = `media'*(1-r(gini))
9 display as text "W Sen = " as result `welfare'
10
11 * kakwani
12 local welfare = `media'/(1+r(gini))
13 display as text "W Kakwani = " as result `welfare'
14
15 * atkinson
16 atk ipcf [w=pondera] if ipcf>0, e(0)
17 local welfare = `media'*(1-r(atk))
18 display as text "W Atkinson (epsilon=0) = " as result `welfare'
19
20 atk ipcf [w=pondera] if ipcf>0, e(1)
21 local welfare = `media'*(1-r(atk))
22 display as text "W Atkinson (epsilon=1) = " as result `welfare'

```

⁶⁷La transformación se aplica a fin de obtener resultados para la medida de bienestar más fácilmente comparables.

CAPÍTULO 8

POBREZA, DESIGUALDAD Y CRECIMIENTO

- 8.1. Introducción
- 8.2. Descomposiciones de pobreza
- 8.3. Curvas de isopobreza
- 8.4. Pobreza y crecimiento
- 8.5. Crecimiento pro-pobre
- 8.6. Desigualdad y crecimiento
- Apéndice: En la práctica

8.1. Introducción

El estudio de las relaciones entre pobreza, desigualdad y crecimiento ha ocupado históricamente un lugar central en la agenda de investigación económica y sigue siendo un tópico de gran relevancia. Este capítulo brinda instrumentos para analizar y derivar evidencia empírica sobre la relación entre estas tres variables centrales. ¿Está el crecimiento siempre asociado a caídas de la pobreza absoluta? ¿Contribuye el crecimiento a reducir las desigualdades? ¿Cuál es la efectividad relativa de la redistribución y el crecimiento como medios alternativos para disminuir la pobreza? Se trata de preguntas de una enorme relevancia, tanto académica como práctica, cuya respuesta es motivo de arduo debate. Este capítulo brinda algunas herramientas para participar seriamente de él.

El análisis del triángulo pobreza-desigualdad-crecimiento puede abordarse desde tres niveles: el mecánico, el de las asociaciones empíricas y el causal.¹ Por un lado, existe una relación mecánica entre los cambios en la pobreza, la desigualdad y el crecimiento. Por construcción, el grado de pobreza monetaria en un país puede cambiar porque la función de densidad del ingreso se desplaza horizontalmente (crecimiento) o porque se modifica su forma (redistribución). La sección 8 de este capítulo analiza las relaciones mecánicas entre estas tres variables, presentando herramientas que permiten descomponer el cambio de la pobreza en un efecto crecimiento y un efecto redistribución, y mostrando evidencia empírica para América Latina sobre la importancia cuantitativa de cada factor. La sección 8 complementa este análisis presentando curvas de isopobreza, que indican las distintas combinaciones de crecimiento y redistribución que son consistentes con un determinado objetivo de cambio en la pobreza. Si bien estos instrumentos son sencillos e implementados extensamente en términos de ausencia de cambios de comportamiento, resultan útiles para obtener aproximaciones a los esfuerzos necesarios en términos de crecimiento y política redistributiva para alcanzar metas alternativas de reducción de pobreza.

Un segundo nivel de análisis consiste en la búsqueda de evidencia sobre la asociación empírica entre pobreza, desigualdad y crecimiento. ¿Cuál es la estructura de correlaciones entre estas variables? En la sección 8 nos concentramos en la relación empírica entre pobreza y crecimiento a nivel mundial y latinoamericano. La evidencia parece confirmar que los episodios de crecimiento económico han estado asociados a reducciones de la pobreza monetaria absoluta y también multidimensional. La intensidad de esta relación varía entre países, y depende del grado de desigualdad y su cambio en el tiempo. Esta sección releva una extensa literatura que estima la elasticidad-crecimiento de la pobreza, es decir, la sensibilidad

¹ El término “triángulo pobreza-crecimiento-desigualdad” fue acuñado por Bourguignon (2004) y es usual en esta literatura.

del grado de pobreza ante cambios en el ingreso medio de la economía. Conocer estas elasticidades no solo es importante para entender mejor el proceso de desarrollo de los países, sino también resulta útil para realizar políticas.

La sección 8.5 examina la relación empírica entre pobreza y crecimiento desde una óptica ligeramente distinta. Allí se define al *crecimiento pro-pobre* como aquel que está asociado a una reducción de la pobreza en alguna de sus definiciones. La sección discute visiones alternativas de medición del crecimiento pro-pobre y presenta evidencia para los países de la región.

La relación empírica entre desigualdad y crecimiento ha sido también motivo de intenso escrutinio empírico. Desde el artículo clásico de Kuznets (1955) han sido numerosos los esfuerzos por determinar una relación estable entre estas dos variables. La sección 8.6 resume los principales resultados de esta literatura y muestra evidencia para América Latina.

Existe un tercer nivel de análisis de las relaciones entre pobreza, desigualdad y crecimiento más allá del mecánico y el de las asociaciones empíricas. Se trata del nivel más profundo de las relaciones causales entre estos fenómenos. Si bien este capítulo sugiere algunos canales causales, trata de ser relativamente aséptico, enfatizando la evidencia –y los instrumentos para obtenerla– sobre las asociaciones de las variables presentes en los datos, más que los mecanismos profundos que generan esas relaciones empíricas. La identificación de esos mecanismos es, naturalmente, de crucial importancia, pero también de una enorme complejidad. Este capítulo brinda algunas herramientas para abordar mejor preparado la literatura más desafiante de relaciones causales.

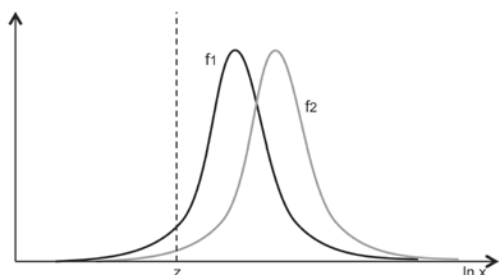
8.2. Descomposiciones de pobreza

Esta sección examina las relaciones mecánicas entre pobreza, crecimiento y desigualdad. Dado que se trata de tres características de una distribución, un cambio en alguna de ellas debe estar necesariamente asociado a cambios en las demás. En particular, en esta sección estamos interesados en evaluar la forma en que cambios en la media de la distribución (crecimiento) y en su dispersión (desigualdad) se vinculan con cambios en la masa en su cola inferior (pobreza). Es importante remarcar que el estudio de la relación mecánica del triángulo pobreza-crecimiento-desigualdad es solo ilustrativo de la dinámica distributiva de una economía, por lo que se requieren esfuerzos adicionales para desentrañar cuáles son las razones profundas del cambio en estas variables en un período.

La figura 8.1 muestra la función de densidad del logaritmo del ingreso en un país hipotético, marcando la línea de pobreza z . Si los ingresos de todas las personas crecieran a la misma tasa, la función de densidad se desplazaría horizontalmente desde f_1 a f_2 (recordar que se grafica el *logaritmo* del ingreso) y la pobreza se reduciría. En este escenario de aumentos pro-

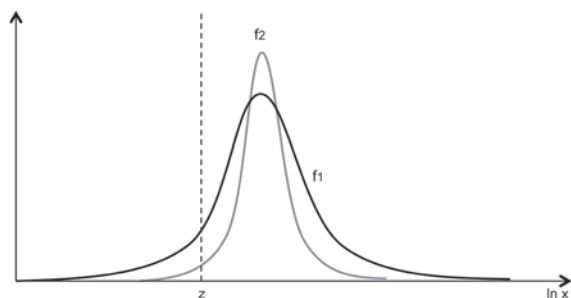
porcionales de ingresos, la forma de la distribución no se altera y la desigualdad no cambia: la pobreza cae solo por efecto del crecimiento, en ausencia de cambios en la desigualdad.²

Figura 8.1
Caída de la pobreza por crecimiento
Funciones de densidad del logaritmo del ingreso



La figura 8.2 ilustra una situación diferente en la cual la posición central de la distribución no se altera, pero sí su forma: la distribución se vuelve menos desigual al moverse desde f_1 a f_2 . Dada la posición de la línea z , la reducción de la dispersión en la distribución reduce la masa a la izquierda de z . En este caso, el grado de pobreza, independientemente de cómo sea medido, se reduce por efecto de la redistribución de ingresos, en ausencia de crecimiento económico.

Figura 8.2
Caída de la pobreza por redistribución



Funciones de densidad del logaritmo del ingreso

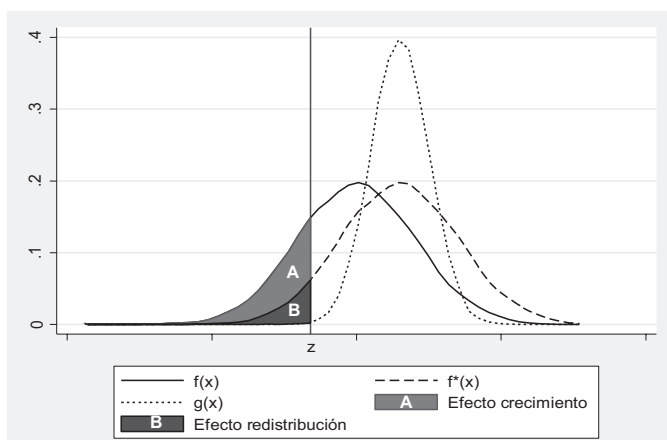
Trivialmente entonces, un cambio en la pobreza puede ser generado o bien a través del efecto crecimiento como en la figura 8.1, o a través de un efecto redistribución como en la figura 8.2, o mediante una combinación de ambos.

² En esta proposición, y en el resto del capítulo, se considera a la desigualdad relativa y no absoluta.

8.1D escm posición del cambio en la pobreza

Todo cambio distributivo puede descomponerse en un efecto crecimiento, por el que se modifica la posición de la distribución, y un efecto redistribución, por el que se modifica su forma. La figura 8.3 ilustra un caso en el que la distribución se traslada de $f(x)$ a $g(x)$ por lo que la pobreza (la masa debajo de la línea z) cae. Es posible dividir artificialmente el paso desde f a g en dos etapas. La primera asume un aumento proporcional de todos los ingresos y, por ende, un desplazamiento horizontal de la distribución desde f a f^* . Esta última es una distribución contrafáctica: es semejante a f , pero con el ingreso medio de g . El paso de f a f^* es el “efecto crecimiento”. Su impacto sobre la tasa de pobreza es el área A . El segundo paso de la descomposición –entre f^* y g – capta el impacto del cambio en la forma de la distribución con media inalterada, que en el caso graficado contribuye también a la caída de la pobreza (área B). Este cambio es usualmente denominado “efecto redistribución”.

Figura 8.3
Descomposición del cambio en la pobreza



Nótese que el resultado del ejercicio depende del orden en el que se practica la descomposición. Una alternativa a la explicada consiste en pasar inicialmente de f a una distribución contrafáctica con la forma de g , pero manteniendo la media en su valor de f (efecto redistribución) y luego pasar de esta distribución a g (efecto crecimiento).

Volveremos a este tipo de ejercicios pronto, pero antes veamos el triángulo pobreza-crecimiento-desigualdad en términos analíticos. Como discutimos extensamente en el capítulo 4, la pobreza monetaria se determina totalmente una vez conocida la función de distribución de los ingresos $F(x)$ y la línea de la pobreza z .

$$(8.1) \quad P = P(F(x), z)$$

donde $P(\cdot)$ es un indicador de pobreza. En el capítulo 2 mostramos que es posible obtener la función de distribución a partir de conocer su media μ y su curva de Lorenz $L(p)$. Dado que la pendiente de la curva de Lorenz es³

$$(8.2) \quad \frac{\partial L(p)}{\partial p} \equiv L_p(p) = \frac{x}{\mu} \quad \text{con } p = F(x)$$

entonces,

$$(8.3) \quad F(x) = L_p^{-1}\left(\frac{x}{\mu}\right)$$

donde $L_p^{-1}(\cdot)$ es la función inversa de la pendiente de la curva de Lorenz. A partir de las ecuaciones anteriores,

$$(8.4) \quad P = P(\mu, L(p), z)$$

En la ecuación (8.4) se observa explícitamente el razonamiento anterior: dado z , la pobreza puede cambiar ante un cambio del ingreso medio μ y/o ante un cambio en la forma de la distribución, captada en $L(p)$.

Asumamos solo a efectos ilustrativos que la curva de Lorenz puede ser expresada por un vector de parámetros τ , de modo que $L(p, \tau)$, y denotemos con L_p y L_τ las derivadas respecto a los argumentos, y con L_{pp} y $L_{p\tau}$ las derivadas segundas. Aplicando (8.3), la tasa de incidencia de la pobreza puede escribirse entonces como

$$(8.5) \quad H = F(z) = L_p^{-1}\left(\frac{z}{\mu}, \tau\right)$$

Diferenciando y completando cambios proporcionales

$$(8.6) \quad \frac{dH}{H} = \gamma_0 g_\mu + \gamma_1 d\tau$$

donde $g_\mu = d\mu/\mu$ es la tasa de crecimiento del ingreso medio, o comúnmente llamada tasa de crecimiento de la economía, y

$$(8.7) \quad \gamma_0 = -\frac{L_{pp}^{-1}}{L_p^{-1}} \frac{z}{\mu} \leq 0; \quad \gamma_1 = \frac{L_{p\tau}^{-1}}{L_p^{-1}}$$

El primer término en (8.6) indica el efecto crecimiento que, dadas las propiedades de la curva de Lorenz, es siempre negativo: si la forma de la distribución no cambia ($d\tau = 0$), el

³ En los capítulos 2 y 6 usamos $L(p)$ en lugar de $L_p(p)$.

crecimiento implica mecánicamente una reducción del porcentaje de personas pobres. El segundo término surge de cambios en la forma de la distribución con ingreso constante: es el efecto redistribución y su signo dependerá del cambio marginal en la curva de Lorenz, es decir, de la forma en que se distribuyen los beneficios del crecimiento.

Definamos a la *elasticidad-crecimiento de la reducción de la pobreza*⁴ como el cambio porcentual en la medida de pobreza por cada punto porcentual de cambio en el ingreso per cápita u otra variable con la cual medir el crecimiento económico (como PIB per cápita o consumo per cápita).

$$(8.8) \quad \eta = \frac{\frac{\Delta P}{P}}{\frac{\Delta \mu}{\mu}} = \frac{\Delta P}{g_{\mu}} \frac{P}{\mu}$$

Puede interpretarse a esta elasticidad como una medida de la “eficiencia” del crecimiento en reducir la pobreza (Perry *et al.*, 2006). Aplicando esta definición a la tasa de incidencia de la pobreza y usando (8.6)

$$(8.9) \quad \eta = \frac{\frac{dH}{H}}{\frac{d\mu}{\mu}} = \gamma_0 + \gamma_1 \frac{d\tau}{g_{\mu}}$$

La elasticidad no condicional η es una suma del efecto crecimiento γ_0 (o elasticidad condicional) con desigualdad constante, que tiene signo definido negativo, y el efecto redistribución con signo ambiguo. Las dos elasticidades (condicional y no condicional) coincidirían solo si el crecimiento fuera distributivamente neutral.

Veamos ahora una manera sencilla de implementar en la práctica una descomposición que nos ilustre las magnitudes relativas de los efectos crecimiento y redistribución. Denotemos con $\Delta P = P_2 - P_1$ al cambio en la pobreza entre el momento 1 y el momento 2. Dada la ecuación (8.4) y asumiendo que la línea de pobreza z no cambia,

$$(8.10) \quad \Delta P = P(\mu_2, L_2(p), z) - P(\mu_1, L_1(p), z)$$

Sumando y restando $P(\mu_1, L_2(p), z)$

$$(8.11) \quad \Delta P = [P(\mu_2, L_2(p), z) - P(\mu_1, L_2(p), z)] + [P(\mu_1, L_2(p), z) - P(\mu_1, L_1(p), z)]$$

El primer término de (8.11) capta el cambio en la pobreza entre ambos momentos en el tiempo si el ingreso medio cambia de μ_1 a μ_2 y la forma de la distribución permanece fija en $L_2(p)$, es decir, capta el efecto crecimiento sobre la pobreza. El segundo término capta el impacto sobre la

⁴También se la conoce como elasticidad de la reducción de la pobreza o elasticidad-crecimiento de la pobreza.

pobreza de cambiar la forma de la distribución desde $L_1(p)$ a $L_2(p)$ manteniendo constante el ingreso medio en μ_1 .⁵ La ecuación (8.11) implementa entonces la descomposición de la figura 8.3.

Una posibilidad alternativa es tomar (8.10) y sumar y restar $P(\mu_2, L_1(p), z)$, lo que implica

$$(8.12) \quad \Delta P = [P(\mu_2, L_1(p), z) - P(\mu_1, L_1(p), z)] + [P(\mu_2, L_2(p), z) - P(\mu_2, L_1(p), z)]$$

La interpretación es semejante a la anterior, pero cambiando los años base en los que se realizan las comparaciones.

Una alternativa usual es tomar promedios de ambos ejercicios

$$(8.13) \quad \Delta P = \Delta P_C + \Delta P_R$$

donde ΔP_C es el efecto crecimiento definido formalmente como

$$(8.14) \quad \Delta P_C = \frac{1}{2} [(P(\mu_2, L_1(p), z) - P(\mu_1, L_1(p), z)) + (P(\mu_2, L_2(p), z) - P(\mu_1, L_2(p), z))]$$

y ΔP_R es el efecto redistribución, definido como

$$(8.15) \quad \Delta P_R = \frac{1}{2} [(P(\mu_1, L_2(p), z) - P(\mu_1, L_1(p), z)) + (P(\mu_2, L_2(p), z) - P(\mu_2, L_1(p), z))]$$

Nótese que las ecuaciones anteriores pueden estimarse fácilmente. Por un lado, los términos $P(\mu_1, L_1(p), z)$ y $P(\mu_2, L_2(p), z)$ son simplemente las medidas de pobreza observadas en 1 y 2. Por su parte, los términos $P(\mu_2, L_1(p), z)$ y $P(\mu_1, L_2(p), z)$ se obtienen cambiando los ingresos proporcionalmente a partir de una distribución observable. Por ejemplo, $P(\mu_2, L_1(p), z)$ se obtiene tomando la distribución en el momento 1, multiplicando todos los ingresos por μ_2/μ_1 y computando la pobreza sobre esta nueva distribución reescalada.

El cuadro 8.1 presenta los resultados de realizar estas descomposiciones para el caso argentino. Si bien los valores difieren, el orden de magnitud de los dos efectos se mantiene, con independencia del camino que se siga para implementar la descomposición. El aumento de la pobreza en Argentina entre 1998 y 2002 está asociado tanto a una caída del ingreso per cápita como a un cambio desigualador en la forma de la distribución. El “efecto crecimiento”, que en el contexto del ejemplo capta el aumento de la pobreza luego de una contracción de la economía, es el dominante en términos cuantitativos.

⁵ Ver también Datt y Ravallion (1992) para una descomposición semejante.

Cuadro 8.1

Descomposición del cambio en la pobreza en Argentina, 1998-2002

(en porcentaje)

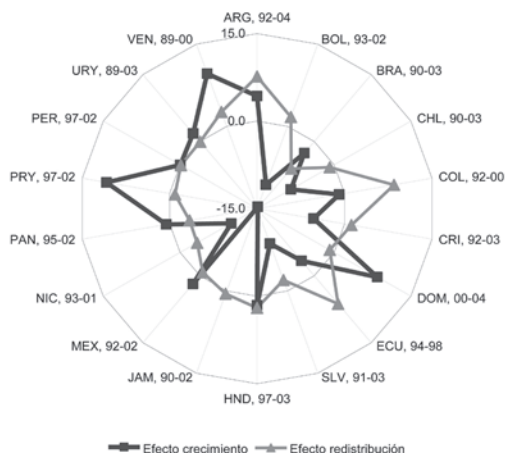
	Base 1998	Base 2002	Promedio
Efecto crecimiento	12.8	12.5	12.6
Efecto redistribución	4.9	5.2	5.1
Efecto total	17.7	17.7	17.7

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.

La figura 8.4 muestra los resultados de realizar las descomposiciones de las ecuaciones (8.13)-(8.15) para los países de América Latina. Tomemos el caso de Brasil entre 1990 y 2003. Tanto el cuadrado negro correspondiente al efecto crecimiento como el triángulo gris correspondiente al efecto redistribución están por debajo del círculo del cero, indicando que ambos efectos contribuyeron a reducir la pobreza en Brasil en el período bajo estudio. El efecto redistributivo aparece como cuantitativamente algo mayor. El caso de Argentina y Venezuela contrastan con el de Brasil: ambos efectos han contribuido a aumentar la pobreza en los períodos bajo estudio: en Argentina el efecto redistributivo fue mayor, mientras que en Venezuela el efecto (de)crecimiento fue superior.

Figura 8.4

Descomposición de los cambios en la pobreza Efecto crecimiento y redistribución



Fuente: Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007).

Una manera alternativa de presentar la descomposición de los cambios en la pobreza es a partir de indicadores aditivos separables de la forma

$$(8.16) \quad P = \int_0^1 p(x, z) dx$$

donde $p(x, z)$ mide el grado de pobreza individual. Diferenciando y operando

$$(8.17) \quad dP = \int_0^1 \eta(x, z) g_x dx$$

donde $\eta(x, z) = \frac{dp(x, z)}{dx}$, $g_x = \frac{dx}{x}$

η es la sensibilidad del indicador de pobreza individual $p(x, z)$ al crecimiento del ingreso individual x , y g_x es su tasa de crecimiento. Es posible reescribir (8.17) como

$$(8.18) \quad dP = g_\mu \int_0^1 \eta(x, z) dx + \int_0^1 \eta(x, z) [g_x - g_\mu] dx$$

Si todos los ingresos crecieran a la misma tasa g_μ , el segundo término desaparecería. El primer término es el que captura el impacto del crecimiento neutral sobre la pobreza. Su magnitud depende de la tasa de crecimiento de la economía g_μ y de un promedio de las (semi) elasticidades η . El segundo término de (8.18) captura el efecto redistributivo. Su magnitud será más grande cuanto mayor sea el diferencial de crecimiento $g_x - g_\mu$ para aquellos individuos con η más grande (es decir, aquellos que resultan más relevantes en la medida escogida de pobreza P).

2.2. D escm pø iciñ del cm biø n lap b reza pa m etriza in es

Resulta interesante examinar con mayor detalle analítico el impacto de cambios en el crecimiento y la desigualdad sobre la pobreza. Para ello son posibles dos caminos: parametrizar los cambios distributivos o parametrizar la forma de la distribución. En esta sección examinamos brevemente ambas posibilidades.

Redistribuciones lineales

Supongamos una política fiscal lineal que grava a todos los ingresos con la misma tasa t y reparte la recaudación en montos semejantes per cápita ($t\mu$). El ingreso individual luego de esta política redistributiva es entonces $x(1-t) + t\mu$. Nótese que el cambio en el ingreso de cada persona como producto de esta política es $t(\mu - x)$. La intervención reduce el ingreso de aquellos por encima de la media y aumenta el de aquellos por debajo. La política fiscal lineal redistribuye ingresos, siendo el parámetro t el que mide la intensidad de la política redistributiva. En un extremo, si $t=1$ la política redistributiva iguala totalmente los ingresos en μ .

Naturalmente, en el mundo real cambios en t no solo afectan la forma de la distribución como en este ejemplo, sino también su posición central. Resulta irreal pensar que con $t=1$ el ingreso medio siga siendo el mismo. Los ejercicios que siguen proponen cambios pequeños en t y asumen que el efecto sobre η es nulo.

Adicionalmente a una política redistributiva, se modela el crecimiento económico como un aumento proporcional de todos los ingresos a una tasa g_μ . En términos formales, si el ingreso inicial de una persona es x_1 , su ingreso luego de la política redistributiva lineal t y el crecimiento neutral g_μ será:

$$(8.19) \quad x_2 = (1 + g_\mu)(x_1(1 - t) + t\mu)$$

Puede probarse que la nueva curva de Lorenz de los ingresos es $L_2(p) = (1-t)L_1(p) + tp$, por lo que $L_2(p) > L_1(p)$ y la nueva distribución es más igualitaria.⁶ La nueva tasa de incidencia de la pobreza puede calcularse como⁷

$$(8.20) \quad H_2 = F_2(z) = F_1\left(\frac{z/(1 + g_\mu) - t\mu}{1 - t}\right)$$

De esta expresión puede obtenerse el cambio en la tasa de pobreza ante un aumento en la tasa de crecimiento g_μ o en la intensidad de la política redistributiva t . Derivando (8.20) y asumiendo una posición inicial donde $g_\mu=0$ y $t=0$,⁸

$$(8.21) \quad \frac{\partial H_2}{\partial g_\mu} = -zf_1(z)$$

donde $f_1(\cdot)$ es la función de densidad inicial. La tasa de incidencia de la pobreza cae ante el crecimiento económico neutral toda vez que $f_1(z) > 0$. Esta condición en la práctica se traduce en la necesidad de que existan individuos con ingresos cercanos (menores) a z para que el crecimiento económico neutral los levante por sobre esa línea. También a partir de (8.20)

$$(8.22) \quad \frac{\partial H_2}{\partial t} = (z - \mu)f_1(z)$$

La pobreza cae ante una política redistributiva más intensa siempre que $f_1(z) > 0$ y que $z < \mu$, lo cual ocurre en la práctica en los países de América Latina y el resto del mundo. Si z estuviera por encima de la media, el individuo con ingreso cercano a la línea z perdería ante una política redistributiva lineal y la tasa de pobreza crecería.

⁶ Puede probarse también que $G_2 = (1-t)G_1$, donde G es el coeficiente de Gini.

⁷ Para entender este punto nótese que un individuo con ingreso pre-fiscal igual al argumento de F_1 en (8.20) tendrá un ingreso post-fiscal exactamente igual a z . En consecuencia, todos aquellos con ingreso pre-fiscal inferior serán pobres aun después de la redistribución.

⁸ Ver Paes de Barros, Carvalho, Franco, Ganuza y Mendonca (2005) para un análisis más completo de estas relaciones. Son y Kakwani (2004) y Bourguignon (2002) son también dos referencias muy útiles.

Es interesante evaluar la sensibilidad de la relación pobreza-crecimiento ante valores alternativos de z , g_μ y t . A partir de (8.20),

$$(8.23) \quad \frac{\partial \left(\frac{\partial H_2}{\partial g_\mu} \right)}{\partial z} = -f_1(z)(1+e)$$

donde $e=[f'_1(z)/f_1(z)]z$ es la elasticidad de la función de densidad del ingreso $f_1(\cdot)$ evaluada en z . Si la línea de pobreza aumenta, la sensibilidad de la tasa de pobreza ante el crecimiento neutral será mayor (es decir, la derivada más negativa) si $e > -1$. En un trabajo para Centroamérica, Paes de Barros *et al.* (2005) encuentran que el valor de e es -0.015 para la línea de extrema pobreza y -1.421 para la línea moderada, con lo que la condición se cumple para la primera, pero no para la segunda.

A partir de (8.20),

$$(8.24) \quad \frac{\partial \left(\frac{\partial H_2}{\partial g_\mu} \right)}{\partial g_\mu} = z f_1(z)(2+e)$$

Si $e > -2$ entonces el signo de la expresión (8.24) es positivo, indicando rendimientos decrecientes del impacto del crecimiento sobre la pobreza. Finalmente, derivando con respecto a t

$$(8.25) \quad \frac{\partial \left(\frac{\partial H_2}{\partial g_\mu} \right)}{\partial t} = - \frac{z f_1(z)(\lambda - e)}{\lambda}$$

donde $\lambda = z/(\mu - z)$ es función de la distancia de la línea de pobreza respecto de la media. Para América Central, Paes de Barros *et al.* (2005) reportan un valor de $\lambda = 0.292$ correspondiente a la línea de pobreza extrema y $\lambda = 1.363$ a la línea de pobreza moderada. Si, como surge de Paes de Barros *et al.* (2005) $e < \lambda$, entonces la expresión (8.25) es negativa, indicando que cuanto mayor es el nivel de t , y en consecuencia menor la desigualdad, mayor será el impacto del crecimiento sobre la pobreza.

Distribuciones log-normales

Un camino alternativo para analizar cambios en la pobreza parte de asumir una forma funcional específica para la distribución. El caso más analizado es el de la log-normal (ver capítulo 2). Si asumimos que x sigue una distribución log-normal y denotamos $\theta = E[\ln x]$ y $\sigma^2 = Var[\ln x]$ entonces,

$$(8.26) \quad H = pr(x < z) = pr(\ln x < \ln z) = pr\left(\frac{\ln x - \theta}{\sigma} < \frac{\ln z - \theta}{\sigma}\right) = \Phi\left(\frac{\ln z - \theta}{\sigma}\right)$$

donde $\Phi(\cdot)$ indica la función de distribución normal. Si llamamos con μ a la media de x , un resultado conocido es que $\ln \mu = \theta + \sigma^2/2$, por lo que de (8.26)

$$(8.27) \quad H = \Phi\left(\frac{\ln(z/\mu) + \sigma}{\sigma}\right)$$

Derivando (8.27) y operando se llega a una expresión para la elasticidad-crecimiento de la tasa de pobreza:

$$(8.28) \quad \frac{\partial H}{\partial \mu} \frac{\mu}{H} = -\frac{1}{\sigma} \frac{\phi\left(\frac{\ln(z/\mu) + \sigma}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{\ln(z/\mu) + \sigma}{\sigma}\right)}$$

donde $\phi(\cdot)$ indica la función de densidad de la normal. Una vez que se calculan los parámetros μ y σ , es simple calcular la elasticidad de (8.28). Dado que σ y el coeficiente de Gini G tienen una relación dada por⁹

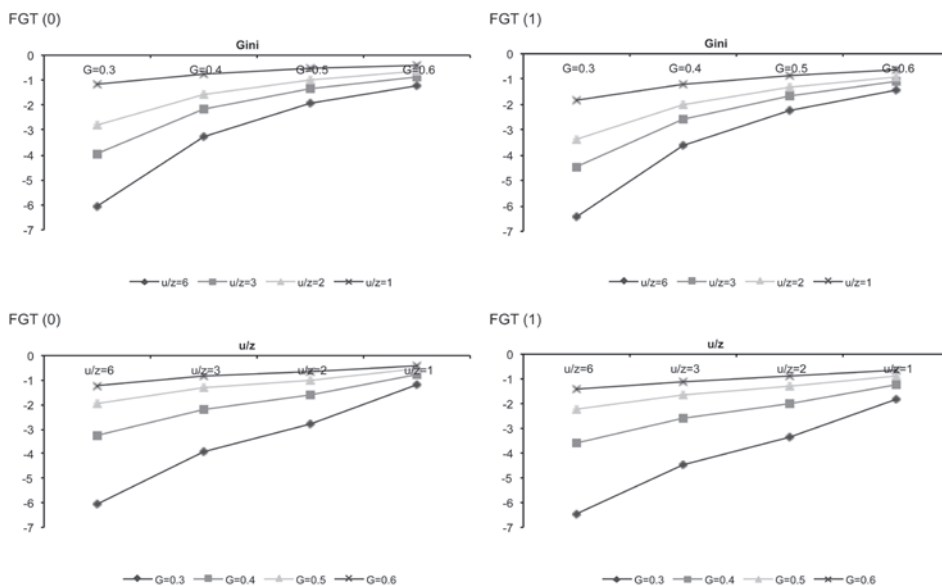
$$(8.29) \quad \frac{\partial H}{\partial \mu} \frac{\mu}{H} = -\frac{1}{\sigma} \frac{\phi\left(\frac{\ln(z/\mu) + \sigma}{\sigma}\right)}{\Phi\left(\frac{\ln(z/\mu) + \sigma}{\sigma}\right)}$$

si se acepta el supuesto de log-normalidad, es posible calcular la elasticidad-crecimiento de la pobreza conociendo solo el Gini G , el ingreso medio μ y la línea z . La figura 8.5, construida sobre la base de López y Servén (2006), muestra que las elasticidades-crecimiento de la pobreza son cada vez menores en valor absoluto a medida que crece la desigualdad, medida por el Gini: la desigualdad reduce el impacto del crecimiento sobre la pobreza.¹⁰ El segundo conjunto de gráficos ilustra la caída en la elasticidad ante valores cada vez más pequeños de μ/z , dado un valor de G : cuanto más pobre es un país, menor es el impacto del crecimiento sobre la pobreza.

⁹ Aitchison y Brown (1966).

¹⁰ Ravallion (1997) y Bourguignon (2003), entre otros, destacan este resultado.

Figura 8.5
Elasticidades-crecimiento de la pobreza
Asumiendo log-normalidad



Fuente: López y Servén (2006).

8.3D escm posición del cambio en la pobreza

Resulta interesante combinar la descomposición del cambio en la pobreza introducida en la sección 8.2.1 con la típica descomposición por grupos descrita en el capítulo 4. El cambio en una medida de pobreza P puede dividirse en cambios en la pobreza dentro de cada grupo y cambios en la composición de la población:

$$(8.30) \quad \Delta P = \frac{1}{2} \left[\sum_t f_{1t} (P_{2t} - P_{1t}) + \sum_t f_{2t} (P_{2t} - P_{1t}) \right] + \frac{1}{2} \left[\sum_t P_{1t} (f_{2t} - f_{1t}) + \sum_t P_{2t} (f_{2t} - f_{1t}) \right]$$

donde ΔP indica el cambio en la pobreza entre dos momentos del tiempo t_1 y t_2 , i indexa a los grupos en los que se divide la población (por ejemplo, regiones), y f_i es la participación del grupo i en la población total en el año t . En términos porcentuales

$$(8.31) \quad \frac{\Delta P}{P} = \sum_t \bar{f}_i \bar{P}_i \left(\frac{\Delta P_i}{P_i} \right) + \sum_t \bar{P}_i \bar{f}_i \left(\frac{\Delta f_i}{f_i} \right)$$

donde las barras indican promedios entre t_1 y t_2 . La descomposición de cambios en la pobreza (8.13) puede aplicarse a cada grupo

$$(8.32) \quad \frac{\Delta P_i}{P_i} = \frac{\Delta P_{iC}}{P_i} + \frac{\Delta P_{iR}}{P_i}$$

Combinando estas dos ecuaciones

$$(8.33) \quad \frac{\Delta P}{P} = \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{iC}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{iR}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{P}_i f_i}{P} \left(\frac{\Delta f_i}{f_i} \right)$$

Son (2003) propone descomponer el efecto crecimiento en crecimiento global y diferenciado por sector

$$(8.34) \quad \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{iC}}{P_i} \right) = \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{ig}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{ibg}}{P_i} \right)$$

donde

$$(8.35) \quad \Delta P_{ig} = \frac{1}{2} \left[P(z, \mu_{2i}^*, L_{1i}(p)) - P(z, \mu_{1i}, L_{1i}(p)) + P(z, \mu_{2i}^*, L_{2i}(p)) - P(z, \mu_{1i}, L_{2i}(p)) \right]$$

con $\mu_{2i}^* = \mu_{1i}(1 + g_\mu)$, donde g_μ es la tasa de crecimiento del ingreso de toda la población. Luego, (8.35) representa el cambio de la pobreza en el grupo i con desigualdad constante si el ingreso medio creciera como el promedio de la economía. Por su parte, (8.36) representa el caso en que la tasa de crecimiento del ingreso difiere entre grupos:

$$(8.36) \quad \Delta P_{ibg} = \frac{1}{2} \left[P(z, \mu_{2i}, L_{1i}(p)) - P(z, \mu_{2i}^*, L_{1i}(p)) + P(z, \mu_{2i}, L_{2i}(p)) - P(z, \mu_{2i}^*, L_{2i}(p)) \right]$$

Combinando las ecuaciones anteriores,

$$(8.37) \quad \frac{\Delta P}{P} = \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{ig}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{ibg}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{f}_i P_i}{P} \left(\frac{\Delta P_{iR}}{P_i} \right) + \sum_i \frac{\bar{P}_i f_i}{P} \left(\frac{\Delta f_i}{f_i} \right)$$

Supongamos que P mide la pobreza en un país y que i indexa a cada región en la que se divide la población. La ecuación (8.37) indica que la pobreza en el país cambia producto de cuatro factores: (i) efecto crecimiento global de la economía con desigualdad constante, (ii) efecto crecimiento diferenciado grupal, (iii) efecto del cambio en la desigualdad dentro de cada grupo, y (iv) efecto de cambios en la composición de la población. El cuadro 8.2 ilustra los resultados de una descomposición por regiones geográficas de los cambios en la tasa de incidencia de la pobreza en tres países de América Latina. En todos los casos, el efecto crecimiento global de la economía es el dominante. El efecto (ii) es negativo pero pequeño, sugiriendo que las diferencias en las tasas de crecimiento entre regiones contribuyeron ligeramente a la reducción de la pobreza en los tres países analizados. El efecto redistributivo (iii) ha sido considerable, aunque inferior al efecto crecimiento puro (i). El efecto (iv) proveniente del cambio en la composición de la población es cuantitativamente relevante solo en el caso de Nicaragua.

Cuadro 8.2

Descomposición por regiones del cambio en la tasa de pobreza

País	Periodo	Pobreza inicial (%)	Pobreza final (%)	Cambio (%)	Descomposición (cambio %)			
					(i)	(ii)	(iii)	(iv)
Brasil	1993-2007	37.0	18.2	-50.9	-35.0	-1.5	-15.1	0.7
Nicaragua	1993-2005	59.5	42.7	-28.3	-22.3	-6.1	-5.2	5.3
México	1992-2006	23.7	13.9	-41.4	-19.5	-3.3	-17.2	-1.4

Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de encuestas de hogares.

8.3. Curvas de isopobreza

Las curvas de isopobreza (CIP) constituyen ilustraciones útiles del triángulo pobreza-desigualdad-crecimiento.¹¹ Estas curvas muestran combinaciones alternativas de crecimiento neutral y redistribución que, operando sobre una distribución del ingreso observada, permiten alcanzar una determinada tasa de pobreza objetivo H^* . Típicamente, la meta consiste en alcanzar una tasa de incidencia H^* inferior a la inicial H_0 .

$$(8.38) \quad H^* = \delta H_0$$

con $\delta < 1$, siendo $(1 - \delta)$ el porcentaje en que se desea reducir la pobreza. Para llegar a esta tasa objetivo los ingresos se modifican asumiendo una tasa de crecimiento neutral g_μ y algún esquema redistributivo. Generalmente se aplica la alternativa sencilla discutida anteriormente por la que se grava a todos los ingresos con la misma tasa t , al tiempo que la recaudación resultante se reparte en montos iguales per cápita t_μ .¹² Asumiendo equilibrio estacionario, el ingreso simulado de un individuo i sería entonces

$$(8.39) \quad x_i^* = (1 + g_\mu)(x_i(1 - t) + t_\mu)$$

Definiendo con $F^*(x^*; g_\mu; t)$ la función de distribución del ingreso simulado x^* (que depende explícitamente de g_μ y t), la ecuación (8.38) se convierte en

$$(8.40) \quad F^*(z; g_\mu, t) = \delta H_0$$

Esta ecuación define una curva de isopobreza para el caso de política redistributiva lineal, es decir, combinaciones de crecimiento neutral g_μ y tasa impositiva t que generan una distribución del ingreso con pobreza igual al objetivo δH_0 . Las curvas de isopobreza tienen pendiente negativa en el espacio (t, g_μ) (ver figura 8.6), indicando que para reducir la pobre-

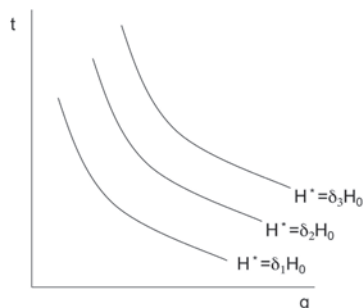
¹¹ Ver ECLAC/IPEA/UNDP (2003).

¹² Puede demostrarse que utilizando esta transformación la desigualdad medida por el coeficiente de Gini cae en el mismo porcentaje en que se gravan los ingresos. Esta política redistributiva lineal aproxima bastante bien el sistema fiscal de algunos países de América Latina, con impuestos proporcionales y gasto público per cápita que no varía con el ingreso.

za es posible sustituir crecimiento por redistribución. El origen muestra la situación inicial ($t=0$ y $g_\mu=0$); cuanto más baja es la tasa de pobreza objetivo, más lejos del origen se ubica la curva. Las CIP son típicamente convexas, indicando que la tasa marginal de sustitución entre crecimiento y redistribución es decreciente.

Figura 8.6
Curvas de isopobreza

$$\delta_1 > \delta_2 > \delta_3$$



La dificultad para estimar una CIP radica en encontrar las combinaciones de g_μ y t que reducen la pobreza en $(1-\delta)\%$. Para ello, el paso clave es identificar al individuo que separa al δH_0 por ciento más pobre de la población del resto más rico. Matemáticamente, ese individuo, que llamamos l , tiene un ingreso x_l tal que

$$(8.41) \quad \int_0^{x_l} f(x) dx = \delta H_0$$

donde $f(x)$ es la función de densidad del ingreso. Para alcanzar un nivel de pobreza δH_0 a partir de la distribución observada, el individuo l deberá tener un ingreso que alcance la línea de pobreza z . Como se mencionó, los ingresos se modifican a través de dos vías, crecimiento neutral y redistribución. La ecuación (8.42) muestra combinaciones de g_μ y t que permiten al individuo l alcanzar la línea de pobreza z ,

$$(8.42) \quad x_l^* = (1 + g_\mu) [x_l(1 - t) + t\mu] = z$$

A partir de esta ecuación puede calcularse la tasa impositiva t como función de g_μ ,

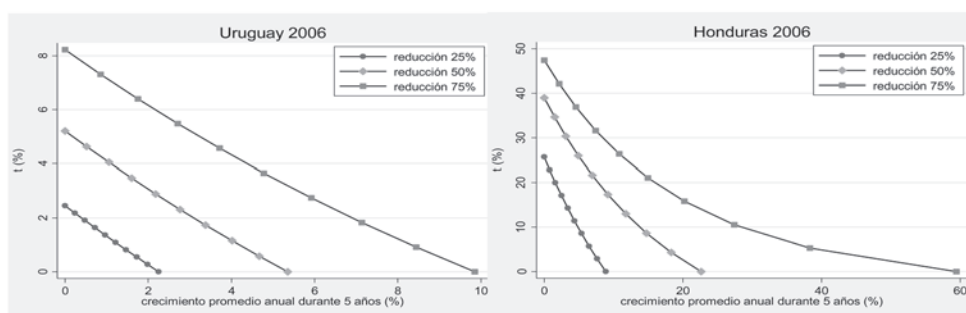
$$(8.43) \quad t = \frac{z - x_l(1 + g_\mu)}{(1 + g_\mu)(\mu - x_l)}$$

y la tasa de crecimiento g_μ como función de t ,

$$(8.44) \quad g_\mu = \left[\frac{z}{x_l(1 - t) + t\mu} \right] - 1$$

Las ecuaciones (8.43) y (8.44) se emplean para estimar los puntos que conforman una CIP; diferentes pares (t, g_{μ}) para un mismo valor de δ . En la figura 8.7 se muestran curvas de isopobreza para Uruguay y Honduras para la línea de pobreza de 2.5 dólares por día por persona. Cada punto de las tres curvas de isopobreza que se presentan para cada país corresponde a una distribución del ingreso simulada en la que la tasa de incidencia es igual a 25%, 50% o 75% de la observada, respectivamente.¹³ Debido a que las condiciones iniciales no son las mismas, para reducir sus respectivos niveles de pobreza, Honduras y Uruguay deberían combinar de diferente manera el crecimiento económico con la reducción de la desigualdad. El gráfico muestra, por ejemplo, que Uruguay podría combinar un esquema redistributivo con $t=5.5\%$ con una tasa de crecimiento promedio anual de 2.7% durante 5 años para reducir la pobreza en 75% (en este caso, llevarla desde el 6.6% registrado en 2006 hasta 1.6% en 2011). En el caso de Honduras, las tasas de crecimiento necesarias para reducir la pobreza son de una magnitud considerable; tal resultado se explica por la lejanía del “individuo límite” con respecto a la línea de pobreza. Por ejemplo, si se pretende reducirse la pobreza en 50% (esto es, llevarla de 46.8 a 23.4), el ingreso del individuo límite en 2006 (281.9 lempiras) debería crecer 178% para alcanzar la línea de pobreza (782.5 lempiras).

Figura 8.7
Curvas de isopobreza (LP = 2.5 dólares)
Uruguay y Honduras



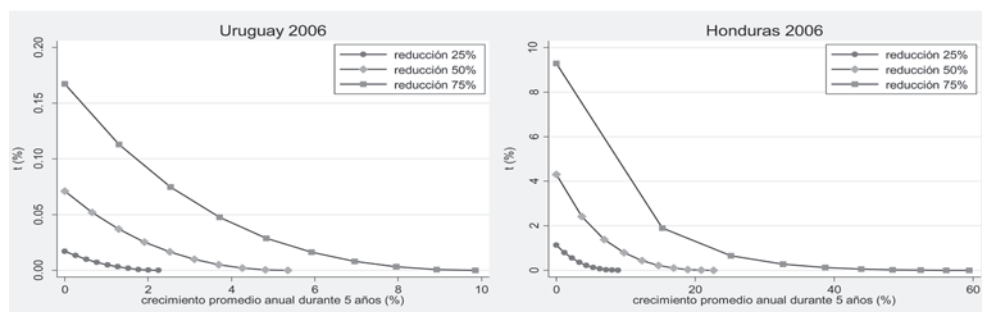
Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de las encuestas de hogares.

Las curvas de isopobreza pueden construirse empleando mecanismos de redistribución alternativos. Una opción ilustrativa es aquella que minimiza el costo fiscal de lograr una reducción dada de la tasa de incidencia de la pobreza. Este esquema requiere transferir la diferencia entre la línea de pobreza y el ingreso de cada uno de los individuos pobres a la derecha del “individuo límite” y gravar los ingresos de los individuos no pobres para finan-

¹³ Reducir la pobreza a la mitad es la meta del primero de los Objetivos de Desarrollo del Milenio acordado por los países miembros de Naciones Unidas en 2000.

ciar esa política. Nótese que en este caso el subsidio individual varía con el ingreso y que las personas más pobres (con ingreso inferior al individuo l) no reciben asistencia. La razón de esta regresividad proviene del objetivo planteado de minimizar el costo fiscal de reducir la tasa de incidencia: es más “barato” sacar de la pobreza a las personas cuya brecha es menor. Si bien claramente este tipo de esquema es socialmente indeseable y difícil de implementar, los resultados que arroja son útiles como punto de comparación. En la figura 8.8 se muestran las curvas de isopobreza para Honduras y Uruguay estimadas con este mecanismo de redistribución alternativo. Las tasas impositivas que se muestran en el eje vertical son considerablemente más bajas que en el caso anterior. Para Honduras, por ejemplo, con una tasa de crecimiento promedio anual de 3.7% durante 5 años y una tasa impositiva de 2.4%, sería posible reducir la pobreza a la mitad.

Figura 8.8
Curvas de isopobreza (LP = 2.5 dólares) - mecanismo de redistribución alternativo
Uruguay y Honduras



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de las encuestas de hogares.

López y Servén (2006) estiman curvas de isopobreza bajo el supuesto de que la forma de la distribución del ingreso es log-normal. En dicho caso, alcanza con conocer la línea de pobreza, el coeficiente de Gini y el ingreso medio para estimar curvas de isopobreza, lo cual resulta muy útil en contextos donde no puede accederse a los microdatos completos o se desea incluir un amplio número de países, volviendo el trabajo con microdatos engorroso.

Curvas de tiempo de salida de la pobreza

Una opción interesante para medir el impacto del crecimiento sobre las privaciones de ingreso es estimar el tiempo que llevaría eliminar la pobreza. Para ello asumiremos una tasa de crecimiento neutral constante y desigualdad invariante. Bajo esos supuestos es fácil computar el tiempo que demandaría a una persona con ingreso x_i dejar la pobreza. Así, si la línea de pobreza es z y la tasa de crecimiento neutral es g_{μ} , a ese individuo le llevaría T años dejar la pobreza, de acuerdo con la fórmula

$$(8.45) \quad z = x_i (1 + g_\mu)^T$$

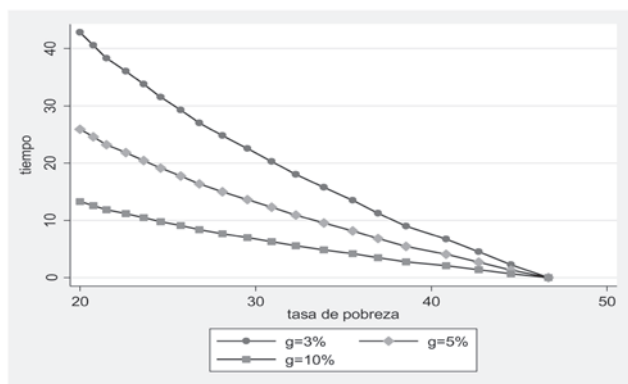
Despejando T en la ecuación anterior se tiene que

$$(8.46) \quad T = \frac{\ln\left(\frac{z}{x_i}\right)}{\ln(1 + g_\mu)}$$

Por lo tanto, un individuo que tiene un ingreso equivalente a la mitad de la línea de pobreza tardará 14.2 años en salir de la pobreza si la economía crece al 5% anual. En cambio, si la tasa de crecimiento aumenta a 10% demorará 7.3 años. Naturalmente, todos los individuos pobres con ingreso igual o superior al 50% de la línea de pobreza también saldrán de la pobreza en ambos casos.

Sobre la base de lo anterior, es posible construir curvas de tiempo de salida de la pobreza. Dichas curvas muestran para una tasa de crecimiento dada, cuánto tiempo llevaría alcanzar distintos objetivos de reducción de la pobreza. A modo de ejemplo, en la figura 8.9 se muestra el tiempo que llevaría disminuir la tasa de pobreza en Honduras asumiendo tasas de crecimiento anual de 3, 5 y 10%; el eje vertical mide años y el eje horizontal tasas de pobreza. Las tres curvas cortan el eje horizontal en el mismo punto, ya que la pobreza inicial es siempre la misma. Por otro lado, reducir la tasa de pobreza del 47% inicial a 20% demandaría 42.8 o 13.3 años si la economía crece al 3% o al 10% anual, respectivamente.

Figura 8.9
Curvas de tiempo de salida de la pobreza
Honduras, 2006 (LP = 2.5 dólares)



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de las encuestas de hogares.

Adicionalmente, puede computarse el tiempo que, en promedio, llevaría eliminar la pobreza. Para ello, se calcula el tiempo de salida de la pobreza para cada individuo y se com-

puta el promedio. En el caso de Honduras 2006, el tiempo promedio que llevaría eliminar la pobreza es 29.4, 17.8 y 9.1 años si las tasas de crecimiento fueran 3%, 5% y 10%, respectivamente.

8.4. Pobreza y crecimiento

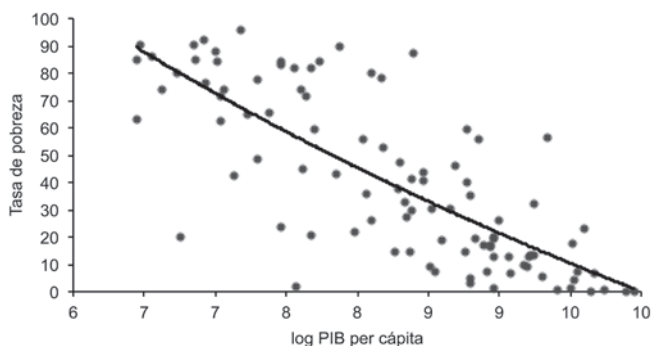
En las dos secciones anteriores estudiamos la relación mecánica entre pobreza, desigualdad y crecimiento, focalizando el análisis en el cambio en la pobreza al variar alternativamente el crecimiento o la desigualdad, dejando constante el otro factor. Ahora bien, ¿cuál es la relación empírica entre estas variables? En particular, ¿están los episodios de crecimiento económico en el mundo real asociados a reducciones de la pobreza? ¿Cuál es la intensidad de este vínculo? La literatura empírica sobre crecimiento y pobreza ha florecido a partir de finales de los noventa con la mayor disponibilidad de bases de datos de panel de países.¹⁴

8.1P b rezæ ing eso

En el larg p azo, la relacin entre pbr eza absoluta e ing eso p rece trivial. Es natural que el crecimiento sostenido de una economa durante much tiemp conlleve una p og esiva reduccin en la magnitud de las privaciones materiales de su poblacin. La figura 8.10, elaborada en funcin de Ferreira y Ravallion (2000), ilustra la relacin entre pbr eza de ing esos y (log PIB p r cp ta en una muestra de casi todos los pses en desarrollo. La relacin es clara: las economas que ms h n crecido en el p sado, y que pr lo tanto tienen by niveles de PIB per cpita ms altos, experimentan tasas de pobreza monetaria significativamente menores. El coeficiente de correlacin lineal de Pearson es -0.777 y el de correlacin de rango de Spearman es -0.785, en ambos casos significativamente diferentes de cero al 1%. Restringiendo la muestra a los pases de Amrica Latina, los coeficientes de correlacin son tambin altos: -0.75, b, r esp ctivamente.

¹⁴ Adelman y Morris (1973) y Ahluwalia (1976) son las contribuciones iniciales a esta literatura.

Figura 8.10
Pobreza de ingreso y (log) PIB per cápita
Países en desarrollo

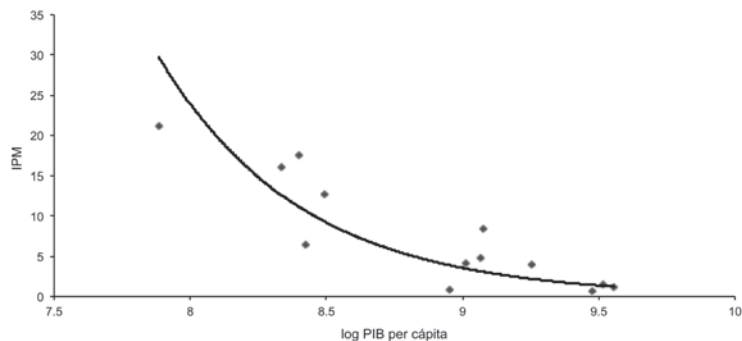


Fuente: Elaboración propia sobre la base de Ferreira y Ravallion (2009).
 Nota: Tasa de pobreza con la línea de 2 dólares (ajustado por PPA) por día por persona.

Si bien la relación entre pobreza e ingreso es clara, existe una marcada dispersión alrededor de la curva de regresión. Un mismo valor del PIB per cápita es compatible con niveles de pobreza sustancialmente diferentes. Posiblemente estas diferencias sean en cierta medida espurias y respondan a errores de medición, pero en parte son consecuencia genuina de economías en similar estado de desarrollo pero con diferente grado de desigualdad.

La relación negativa entre ingreso y pobreza se repite con cualquier indicador de privaciones materiales no monetario. La figura 8.11 ilustra la relación entre el índice de privaciones multidimensional de Alkire y Santos (2010) comentado en el capítulo 5 y el logaritmo del PIB per cápita en América Latina.

Figura 8.11
Índice de privaciones multidimensional (IPM) y (log) PIB per cápita
Países de América Latina



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Alkire y Santos (2010).

En el largo plazo, el crecimiento económico parece ser una condición necesaria, y posiblemente suficiente, para la reducción permanente de la pobreza absoluta. Este resultado, aunque muy importante, no responde al menos dos preguntas fundamentales. La primera alude al corto y mediano plazo. ¿Es posible que existan episodios de crecimiento económico que no afecten o incluso aumenten la pobreza, al menos por un tiempo suficientemente largo como para generar preocupación social? El premio Nobel Arthur Lewis (1983) argumenta sobre la posibilidad de que la aparición de enclaves modernos genere desplazamientos de sectores más tradicionales que, al menos por un tiempo, no solo pierden en términos relativos sino también absolutos. Los argumentos de *crecimiento empobrecedor* (Bhagwati y Srinivasan, 1983) llegan a semejantes conclusiones. En la década de 1970, Adelman y Morris (1973) sostuvieron que el desarrollo económico fue acompañado de una *caída* en los ingresos relativos y absolutos de los más pobres. Más recientemente, en el marco del debate sobre la globalización se ha advertido sobre la posibilidad de que la integración y modernización puedan estar acompañadas de aumento de la pobreza.

La segunda pregunta importante a investigar es sobre la magnitud de la relación entre pobreza y crecimiento. Aun si el crecimiento trae aparejado una reducción de la pobreza, ¿es este impacto fuerte?, ¿es “suficiente”?, ¿es posible acelerarlo o complementarlo?

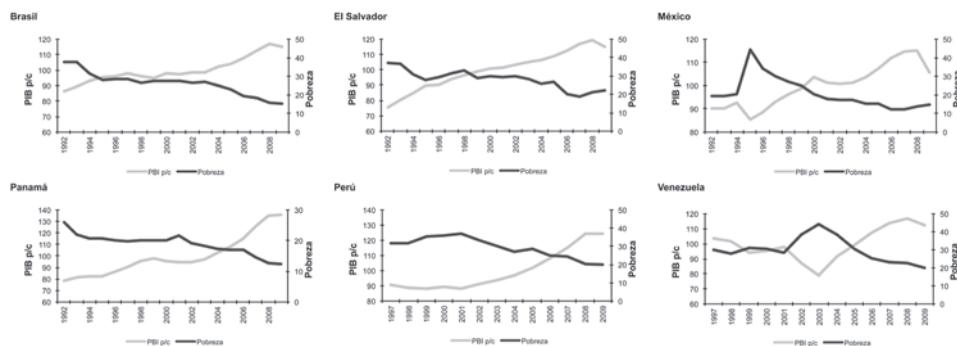
8.2. Cambio en pobreza y crecimiento

La investigación empírica ha tomado dos caminos alternativos para examinar la relación entre crecimiento y reducción de pobreza: (i) concentrarse en el cambio en un indicador de pobreza (generalmente, la tasa de incidencia H) o (ii) focalizarse en el ingreso de los pobres, dejando su número fijo en el análisis (por ejemplo, definiendo como pobres a las personas pertenecientes al primer quintil de la distribución).¹⁵

Comencemos observando algunos gráficos sencillos. La figura 8.12 muestra la evolución del PIB y de la tasa de pobreza monetaria en varios países de América Latina. Aunque la relación no es tan ajustada como en el largo plazo, el vínculo entre crecimiento y reducción de pobreza también se verifica en el corto/mediano plazo. La caída de la pobreza está generalmente asociada a períodos de crecimiento del PIB. Cuando el producto se estanca, difícilmente la pobreza puede caer, mientras que las crisis con reducción del PIB están estrechamente asociadas a bruscos aumentos de la pobreza.

¹⁵ Una alternativa intermedia consiste en utilizar medias ponderadas o una “media general” (Foster y Székely, 2008)

Figura 8.12
Evolución del PIB y de la pobreza de ingresos

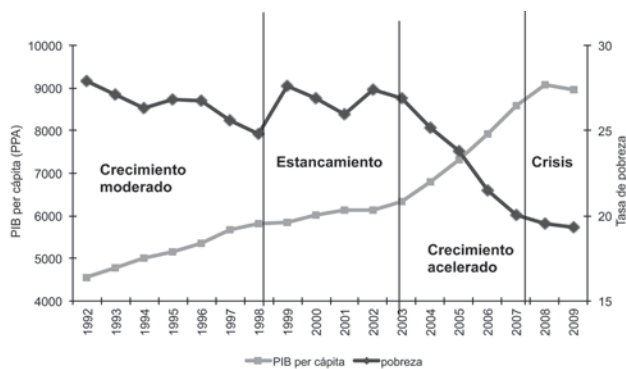


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: PIB per cápita, índice promedio=100; tasa de pobreza con LP 2.5 dólares.

Para el agregado de América Latina la relación es semejante (figura 8.13). La pobreza cayó en los noventa empujada por el crecimiento económico. Los cambios desigualadores en varios países atentaron contra una mayor caída de los indicadores de privaciones materiales pero, aun en ese contexto, el porcentaje de personas con insuficiencia de ingreso se redujo en la región. El estancamiento económico y las crisis de cambio de siglo se tradujeron en un aumento de la pobreza. La expansión económica de los 2000 estuvo asociada a una fuerte caída de la pobreza monetaria en la región. Los cambios distributivos igualadores experimentados en muchos países contribuyeron a la velocidad de esa caída. Finalmente, la crisis de fin de década implicó una disminución del patrón de reducción de la pobreza.

Figura 8.13
Evolución del PIB y de la pobreza de ingresos
América Latina 1992-2009



Fuente: CEDLAS.

El coeficiente de correlación lineal entre el crecimiento del ingreso per cápita y el cambio proporcional en la tasa de incidencia de la pobreza es negativo y significativo (-0.72).¹⁶ La relación es más débil cuando se consideran los cambios en el PIB en lugar del ingreso de las encuestas de hogares, pero aún significativa (el coeficiente de correlación es -0.52).

8.3E la elasticidad -crecimiento de la pobreza

¿Cuán fuerte es el vínculo entre crecimiento y reducción de la pobreza? Aun cuando la relación entre estas variables sea estadísticamente significativa y robusta, podría ser el caso que el crecimiento acelerado esté asociado a una reducción apenas modesta de la pobreza. Definimos en la ecuación (8.8) a la *elasticidad crecimiento de la pobreza* como el cambio porcentual en la medida de pobreza por cada punto porcentual de cambio en el ingreso per cápita (u otra variable con la cual medir el crecimiento económico). El cuadro 8.3 representa las elasticidades-crecimiento de la pobreza puntuales de un conjunto de países de la región. La mayoría de los países han experimentado crecimiento económico junto con caída en la pobreza, lo que implica elasticidades negativas. La magnitud de las elasticidades varía con la línea de la pobreza y la variable de ingreso (el ingreso o consumo per cápita de las encuestas o el PIB).¹⁷ En promedio para los episodios que ilustra el cuadro 8.3 y usando la línea de 25 dólares, la elasticidad es -1.4 al utilizar el ingreso de las encuestas y -0.8 cuando se utiliza el crecimiento del PIB.

Cuadro 8.3
Elasticidades-crecimiento de la pobreza

País	Período	Línea 2.5 USD		Línea oficial (moderada)	
		Ingreso (i)	PIB (ii)	Ingreso (iii)	PIB (iv)
Bolivia	1997-2005	0.4	0.3	-1.0	-0.7
Brasil	1993-2007	-1.0	-2.0	-0.8	-1.6
Chile	1990-2006	-1.2	-0.8	-1.0	-0.7
Costa Rica	1992-2006	-0.7	-1.0	-0.5	-0.7
Ecuador	1995-2006	-1.2	-2.3	-0.1	-0.1
El Salvador	1991-2005	-1.2	-0.5	-1.4	-0.6
Honduras	1997-2006	-3.9	-1.3	-2.5	-0.8
México	1992-2006	-2.8	-1.6	-1.6	-0.9
Nicaragua	1993-2005	-0.7	-0.8	-0.2	-0.3
Panamá	1995-2006	-0.4	-0.5	-0.3	-0.3
Uruguay	1992-2006	-2.7	1.8	-1.6	1.1

Fuente: Elaboración propia sobre la base de Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007).

¹⁶ Ganuza, Morley y Taylor (1998) y Perry *et al.* (2005) son dos ejemplos de estudios que documentan que el crecimiento ha estado asociado a reducciones de la pobreza en América Latina.

¹⁷ Nótese adicionalmente que las elasticidades puntuales son muy sensibles ante valores muy bajos de la tasa de crecimiento. En un extremo, si la tasa de crecimiento es cero, cualquier cambio en la pobreza implicaría elasticidad infinita. Por esta razón conviene no reportar elasticidades cuando la tasa de crecimiento es muy baja.

La forma más usual de estimar elasticidades es regresar el cambio proporcional en una medida de pobreza –típicamente la tasa de incidencia– en la tasa de crecimiento del ingreso medio (o PIB per cápita) en función de una base de datos de “episodios” (*spells*), típicamente en un panel de países. La relación en niveles es

$$(8.47) \quad \ln P_{it} = c_i + \eta \ln \mu_{it}^* + \varepsilon_{it}$$

donde P_{it} es un indicador de pobreza en el país i en el año t , μ^* es el ingreso medio (o PIB per cápita), c_i un efecto fijo de país y ε_{it} el término estocástico que incluye errores de medición en P . El parámetro de interés en la estimación de esta ecuación es η . En la realidad, podemos observar el ingreso medio imperfectamente por lo que

$$(8.48) \quad \ln \mu_{it} = \ln \mu_{it}^* + v_{it}$$

Combinando las dos ecuaciones

$$(8.49) \quad \ln P_{it} = c_i + \eta \ln \mu_{it} + \varepsilon_{it} - \eta v_{it}$$

Tomando diferencias en el tiempo

$$(8.50) \quad \Delta \ln P_{it} = \eta \Delta \ln \mu_{it} + \Delta \varepsilon_{it} - \eta \Delta v_{it}$$

En esta formulación η se obtiene regresando el cambio proporcional en la medida de pobreza con el cambio proporcional en el ingreso. Nótese que el error de esta ecuación implica correlación dentro de cada país en el tiempo: los sucesivos episodios dentro de un país no son independientes. Esto implica la necesidad de corregir los errores estándar de las estimaciones para tener en cuenta la matriz de varianzas y covarianzas del error.

Ravallion y Chen (1997) encuentran una elasticidad-crecimiento de la pobreza de alrededor de -3 para una muestra grande de países en desarrollo del mundo. En Banco Mundial (2000) la elasticidad es cercana a -2, mientras que Bourguignon (2003) la estima en -1.6, Adams (2004) en -2.6, y Ferreira y Ravallion (2009) en -1.8. Morley (2001) y de Janvry (2000) usando muestras de América Latina encuentran elasticidades más bajas, cercanas a -1. Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007) también se limitan al caso latinoamericano, estimando la elasticidad en -1.5. Las diferencias en los resultados responden a una multiplicidad de factores, incluyendo métodos de estimación, muestras utilizadas, controles incorporados, líneas de pobreza consideradas y otras diferencias metodológicas. Adicionalmente, estas medidas tienen asociados intervalos de confianza, usualmente anchos. Ravallion (2001), por ejemplo, sobre la base de la consideración de intervalos de confianza del 95%, concluye que una tasa de crecimiento del 2% anual es compatible tanto con una caída modesta de la pobreza de 1% como con una reducción fuerte del 7% anual.

Bourguignon (2003) utiliza una muestra de 114 episodios en 26 países en desarrollo y encuentra una elasticidad de -1.6 en el modelo sin controles y -2 al controlar por el cambio en el Gini (cuadro 8.4). Este último ajuste permite aumentar sustancialmente el R^2 desde 0.266 a 0.492, lo cual sugiere que la heterogeneidad en los cambios distributivos es tan responsable de las variaciones en los cambios de la pobreza como la heterogeneidad en la velocidad del crecimiento. Adicionalmente, para evitar el supuesto de elasticidades constantes implícito en los modelos sencillos, incluye interacciones de la tasa de crecimiento con el nivel de desarrollo (aproximado por la línea de la pobreza sobre el ingreso medio, que presumiblemente cae con el nivel de desarrollo) y el nivel inicial de desigualdad (aproximado por el Gini). Nótese que los coeficientes de estas interacciones son significativos y positivos, indicando que a menor nivel de desarrollo y mayor grado de desigualdad inicial la elasticidad-crecimiento de la pobreza es menor (en valor absoluto).

Cuadro 8.4

Regresiones del cambio porcentual en la tasa de incidencia de la pobreza durante episodios de crecimiento

Variables explicativas	Modelo naíve (1)	Modelo estándar (2)	Modelo estándar mejorado 1 (3)	Prueba de identificación: Modelo lognormal 1 (4)
Intercepto	0.0826 <i>0.0434</i>	0.0972 <i>0.0364</i>	0.0837 <i>0.0349</i>	0.0752 <i>0.0325</i>
Y = cambio porcentual en el ingreso medio	-1.6493 <i>0.2585</i>	-2.0124 <i>0.2223</i>	-6.3518 <i>1.2451</i>	
Dgini = Variación en el coeficiente de Gini		4.7178 <i>0.6731</i>	5.2863 <i>0.6529</i>	5.0769 <i>0.6118</i>
Y * línea de la pobreza / ingreso medio			3.9678 <i>1.1662</i>	
Y * coeficiente de Gini inicial			7.0039 <i>2.4586</i>	
DGini * línea de pobreza / ingreso medio				
DGini * coeficiente de Gini inicial				
Y * valor teórico de la elasticidad de crecimiento bajo el supuesto de lognormalidad				-0.8727 <i>0.0778</i>
R^2	0.2666	0.4916	0.555	0.5857

Fuente: Bourguignon (2003).

Este resultado es indicativo de la “doble ganancia” de reducir las desigualdades: por un lado, dada una tasa de crecimiento, menor desigualdad está asociada directamente con menor pobreza; y en segundo lugar, menor desigualdad implica una mayor reacción de la pobreza a una tasa de crecimiento dada, es decir, favorece la aceleración de la reducción de la pobreza ante el crecimiento económico. El resultado de la doble ganancia es resaltado por varios autores. Ravallion (2007), por ejemplo, encuentra un coeficiente de correlación estadísticamente significativo entre la elasticidad-crecimiento de la pobreza y el grado inicial de desigualdad. Al simular la situación de un país con tasa de incidencia de 40% y una tasa de crecimiento del 2% anual, encuentra que con un coeficiente de Gini inicial de 0.3 se tardarían 11 años en reducir la pobreza a la mitad, mientras que con un Gini de 0.6 se tardarían 35 años.

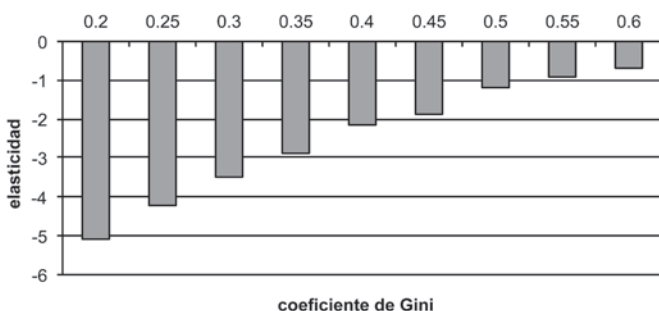
La columna (4) del cuadro 8.4 parte del supuesto de que la forma de la distribución es log-normal y, en consecuencia, la elasticidad-crecimiento de la pobreza tiene una forma específica. Esta columna incluye entonces como variable explicativa el valor teórico de esa elasticidad multiplicado por el cambio proporcional en el ingreso. El coeficiente estimado es cercano a 1, lo cual es interpretado como evidencia de lo apropiado de la aproximación log-normal.

Ravallion (1997) encuentra que la siguiente especificación ajusta razonablemente bien los datos de países en desarrollo

$$(8.51) \quad \Delta \ln H_{it} = \eta(1 - G_{it-1})\Delta \ln \mu_{it} + v_{it}$$

donde G es el coeficiente de Gini y η es la elasticidad del cambio en la pobreza al crecimiento corregido distributivamente $(1-G) \Delta \ln \mu$. Si la desigualdad es mínima, $G=0$ y el impacto esperado del crecimiento sobre la pobreza es máximo. Perry *et al.* (2006) encuentran que el modelo ajusta bien los datos de América Latina. La figura 8.14 reproduce las elasticidades como función de los niveles de desigualdad obtenidas en una muestra de países de la región. Para países con Ginis de alrededor de 0.50 (un valor común en la región), la elasticidad está en el orden de -1.2.

Figura 8.14
Elasticidades-crecimiento de la pobreza



Fuente: Perry, López, Maloney, Arias y Servén (2006).

En un trabajo más reciente Ravallion (2009) investiga el impacto de la tasa de pobreza inicial sobre la elasticidad-crecimiento del cambio en la pobreza. El modelo estimado es¹⁸

$$(8.52) \quad \Delta \ln H_{it} = \delta_0 + \delta_1 \ln H_{it-1} + (\eta_0 + \eta_1 H_{it-1})\Delta \ln \mu_{it} + v_{it}$$

¹⁸ En Ravallion (2009) el modelo es algo más complicado al trabajar con tres encuestas por país.

que se estima por MCO y variables instrumentales, utilizando la tasa de crecimiento del consumo per cápita de Cuentas Nacionales como instrumento del crecimiento del ingreso. Los resultados reportados indican que δ_1 no es significativamente diferente de cero, sugiriendo ausencia de convergencia de tasas de pobreza entre países. η_0 resulta significativo y negativo como en todos los estudios previos, mientras que η_1 es significativo y positivo, indicando una caída de la elasticidad a tasas iniciales de pobreza más altas. Por ejemplo, si la tasa de pobreza es de 10%, la elasticidad es cercana a -3, mientras que cae (en valor absoluto) a solo -0.7 con una tasa de pobreza inicial de 80%.

Un camino alternativo al de evaluar la relación entre crecimiento y cambio en la tasa de pobreza es estudiar la relación entre la tasa de crecimiento de la economía y la tasa de crecimiento del ingreso de los pobres. En un estudio influyente, Dollar y Kraay (2002) recolectaron datos de 137 países y regresaron el cambio en el logaritmo del ingreso de los pobres (definidos como el quintil inferior de la distribución) en el cambio del logaritmo del ingreso per cápita. Los resultados son robustos e indican una elasticidad cercana a la unidad: en promedio los ingresos de los pobres crecen a la misma velocidad que el ingreso nacional. Sin embargo, el R^2 de las regresiones, aunque alto, en general no llega a 0.5, indicando una considerable variabilidad en los datos y sugiriendo la existencia de otros factores detrás del aumento del ingreso de los pobres, más allá del crecimiento general de la economía. Chen y Ravallion (2001) también encuentran una relación de 1 a 1 entre el crecimiento del consumo del quintil más pobre y el crecimiento económico general.

En un enfoque alternativo, Foster y Székely (2008) estiman la elasticidad-crecimiento de una media ponderada del ingreso, o “media general”

$$(8.53) \quad \mu_\alpha = \left[\frac{\sum_{i=1}^N x_i^\alpha}{N} \right]^{\frac{1}{\alpha}} \quad \text{con } \alpha \neq 0$$

Cuando $\alpha=1$ esta media general se convierte en la media aritmética estándar μ . Nótese que esta función es semejante a la función de bienestar CES propuesta por Atkinson (1970) para el estudio de la desigualdad y utilizada para monitorear bienestar agregado (ver capítulos 6 y 7). Con $\alpha < 1$ la función es cuasi-cóncava, reflejando aversión a la desigualdad. Utilizando datos de América Latina y unos pocos otros países de otras regiones en el período 1976-1999, Foster y Székely (2008) estiman la elasticidad del cambio en μ_α con respecto al crecimiento de μ . Los autores encuentran que cuanto menor es el valor de α menor es el valor de la elasticidad, sugiriendo que cuanto más peso reciben los ingresos de los más pobres en la media ponderada, menores resultan las ganancias estimadas del crecimiento. La conclusión de este estudio es que en el período analizado el nivel de vida de los pobres

mejoró con el crecimiento, pero las ganancias resultaron proporcionalmente menores que las del individuo promedio.

En resumen

La evidencia indica que el crecimiento está fuertemente asociado a la reducción de la pobreza. La relación es más estrecha en el largo plazo, pero también se mantiene, en promedio, en el corto plazo. Pueden existir episodios de crecimiento empobrecedor pero estos han sido aislados. La evidencia sugiere que en el largo plazo el crecimiento económico es el principal determinante de los cambios en la pobreza.¹⁹ Por otro lado, la evidencia disponible indica que la reducción de la desigualdad cumple dos roles importantes. En primer lugar, una redistribución que reduzca el nivel de desigualdad implica, para un ingreso dado, menos pobreza. Adicionalmente, menos desigualdad implica una elasticidad-crecimiento de la pobreza más alta, lo que constituye un impacto perdurable sobre la “eficiencia” del crecimiento. Naturalmente, en la práctica es necesario analizar con más profundidad el impacto de los caminos para reducir la desigualdad pueden tener sobre la tasa de crecimiento de la economía. Existe una vasta literatura sobre este punto, que no abordaremos acá, y que no ofrece resultados concluyentes. Mientras que en ciertos contextos la redistribución puede alentar el crecimiento (por ejemplo, mediante una redistribución de oportunidades educativas hacia los más hábiles y no los más pobres), en otros lo puede entorpecer (por ejemplo, mediante cargas tributarias que desalientan la inversión y el trabajo).

Proyecciones

Uno de los usos más comunes de las elasticidades-crecimiento de la pobreza es la proyección de indicadores de pobreza. Supongamos que los macroeconomistas coinciden en predecir una tasa de crecimiento económico para el siguiente año. ¿Cuál sería la reducción de la pobreza esperable? Un simple paso de términos de la ecuación (8.8) nos ofrece una respuesta.

$$(8.54) \quad \frac{\Delta P}{P} = g_{\mu} \eta$$

¹⁹ Kraay (2006) implementa una descomposición de los cambios en la pobreza semejante a la de la ecuación (8.11) para una muestra de 285 encuestas en 80 países, y sostiene que, aunque en el corto o mediano plazo los cambios distributivos juegan un papel significativo, en el largo plazo es la tasa de crecimiento del ingreso promedio el factor dominante en dar cuenta de los cambios en la pobreza. Pinkovskiy y Sala-i-Martin (2009) también argumentan que el proceso de crecimiento es dominante frente a la dinámica de la desigualdad a la hora de explicar la evolución de los índices de pobreza.

Ahora bien, esta respuesta es correcta solo si los macroeconomistas aciertan en la predicción de g_{μ} y si el valor de la elasticidad η estimado con datos de períodos pasados se repite en el período para el cual estamos haciendo la proyección. Esto naturalmente es improbable, ya que los factores que determinan una particular combinación de crecimiento y reducción de la pobreza en un período dado son variados, complejos y seguramente irrepetibles (recordemos que el R^2 de las regresiones que involucran estas variables está muy lejos de ser 1). En consecuencia, la ecuación (8.54) solo nos puede brindar aproximaciones al cambio real de la pobreza, más precisas cuanto más estable sea la economía de un período a otro. El primer panel del cuadro 8.5 muestra la tasa de incidencia de la pobreza (línea de 2.5 dólares) y el PIB per cápita a precios constantes de Brasil. Supongamos que estamos en el año 2005, se nos pide proyectar las tasas de pobreza para los años siguientes y se nos provee con una estimación acertada del PIB para esos años. El segundo panel muestra distintas estimaciones que varían según cuál sea el período de referencia para calcular la elasticidad-crecimiento de la reducción de pobreza. Si tomamos el período amplio 1992-2005 la elasticidad es -1.9. En este caso, las predicciones subestiman la real caída: mientras que la pobreza se redujo de 22.9 a 15.7 en la realidad, las predicciones indican una caída menor (de 22.9 a 18.2). Si restringimos el período de referencia a 2001-2005 la elasticidad crece a -2.5, y si solo consideramos el período anterior al que hacemos las predicciones (2004-2005), asciende a -4.7. Esta es la elasticidad que permite una proyección más precisa de la evolución de las tasas de pobreza en Brasil: la tasa predicha para 2008 es 16, muy cercana a la real de 15.7. Estos resultados están determinados por múltiples factores, uno de los cuales es la intensificación del programa *Bolsa Familia* en la segunda mitad de la década. Este programa masivo de transferencias monetarias condicionadas permitió una caída más acelerada de la pobreza durante ese período. En este caso, el cambio de política hace que, para las proyecciones de pobreza, sea más relevante tomar la experiencia de un período cercano que de episodios más lejanos.

No siempre esta práctica es la más adecuada. Situémonos en 1998 y proyectemos la pobreza en 1999 con los datos del cuadro 8.5. Si tomamos la elasticidad estimada con el período 1997-1998 (5.4, es decir, ¡positiva!) la pobreza estimada para 1999 sería 24.7, mientras que si consideramos la elasticidad en el período 1992-1998 (-2.6, lo cual resulta más razonable), la pobreza estimada sería 27.3, mucho más cerca del 27.7 de la realidad.

Es importante remarcar que las estimaciones basadas en la ecuación (8.54) son rudimentarias y que idealmente uno debería contar con algún modelo de funcionamiento de la economía que permita predecir la pobreza en función de información sobre un amplio número de variables. La estimación con elasticidades pasadas es un atajo que no siempre funciona bien.

Cuadro 8.5
Proyecciones de pobreza en Brasil

	H	PIB p/c
1992	37.9	5284
1993	37.5	5457
1994	31.6	5686
1995	27.8	5835
1996	28.5	5870
1997	28.6	5977
1998	26.4	5890
1999	27.7	5818
2000		5979
2001	27.8	5969
2002	26.4	6038
2003	27.1	6019
2004	24.9	6271
2005	22.9	6378
2006	19.5	6582
2007	18.2	6878
2008	15.7	7152

	Real	Estimadas		
		e (92-05) e=-1.9	e (01-05) e=-2.5	e (04-05) e=-4.7
2005	22.9			
2006	19.5	21.5	21.1	19.4
2007	18.2	19.7	19.1	16.9
2008	15.7	18.2	17.7	16.0

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la PNAD.

Las elasticidades también suelen utilizarse en estudios de pobreza global. Dado que el cálculo de la pobreza mundial con microdatos es muy engorroso y exige contar con un enorme número de encuestas de hogares, algunos autores estiman los cambios en la pobreza a partir del crecimiento del producto o consumo nacional, asumiendo elasticidades-crecimiento de la pobreza inalteradas (Sala-i-Martin, 2006). Naturalmente, este procedimiento es menos válido cuando las distribuciones van cambiando sus formas, por lo que la relación pobreza-crecimiento no es estable (Deaton, 2005; Chen y Ravallion, 2008).

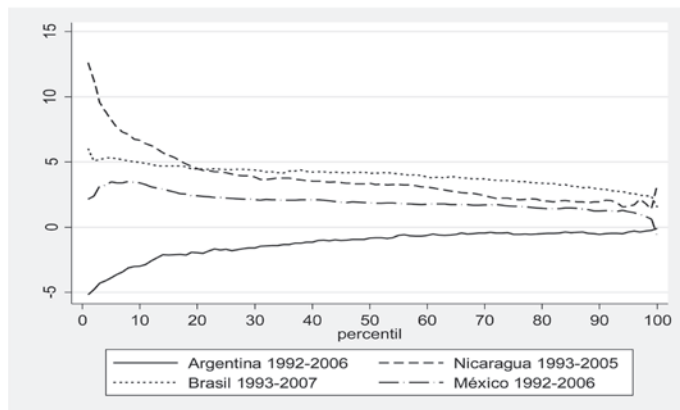
8.4. La distribución del crecimiento

Las discusiones anteriores ilustran sobre la relevancia de no evaluar una economía solo en términos del crecimiento del ingreso medio o per cápita, sino también en términos de la *distribución* de ese crecimiento y, en particular, a través de los cambios del ingreso de la población pobre. Las *curvas de incidencia del crecimiento* (CIC) propuestas por Ravallion y Chen (2003) son instrumentos simples para estudiar la distribución del crecimiento y evaluar la medida en que los diferentes segmentos de la población participan en el proceso de crecimiento (o sufren de una recesión). Estas curvas, introducidas en el capítulo 2, muestran la tasa de crecimiento de los ingresos de cada percentil de la distribución

$$(8.55) \quad g(p) = \frac{dx(p)}{x(p)}$$

donde $x(p)$ es el ingreso correspondiente al percentil p . La figura 8.15 presenta las CIC para varios países latinoamericanos.

Figura 8.15
Curvas de incidencia del crecimiento



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

La ubicación de estos gráficos es informativa acerca de la distribución del crecimiento. La posición de la CIC sobre (bajo) el eje horizontal indica que todos los estratos experimentaron incrementos (caídas) de ingreso. La “pendiente” de la CIC muestra el sesgo distributivo: curvas crecientes (decrecientes) implican tasas de crecimiento más elevadas en los estratos más ricos (pobres), y por lo tanto aumentos (caídas) de la desigualdad. Idealmente, la CIC de un país debería estar situada sustancialmente por arriba del eje horizontal y ser decreciente, dando cuenta de un crecimiento igualador.

Ferreira (2011) remarca el papel de las CIC en el análisis distributivo dinámico, señalando que los tres vértices del triángulo pobreza-crecimiento-desigualdad pueden ser expresados en función de esta curva.

Al cambiar la variable de integración y recordar que $p=F(y)$, la media puede ser escrita como

$$(8.56) \quad \mu = \int_0^{\infty} xf(x)dx = \int_0^1 x(p)dp$$

Diferenciando y multiplicando y dividiendo por $x(p)$

$$(8.57) \quad \frac{d\mu}{\mu} = \int_0^1 g(p) \frac{x(p)}{\mu} dp$$

La tasa de crecimiento de la economía es un promedio de las tasas de crecimiento de cada percentil ponderado por el ingreso relativo de cada uno.²⁰

Recordemos del capítulo 4 que una medida de pobreza aditiva, separable y simétrica puede escribirse como²¹

$$(8.58) \quad P = \int_0^{\infty} \pi(x, z) f(x) dx = \int_0^{F(z)} \pi(x(p), z) dp$$

Diferenciando y operando

$$(8.59) \quad dP = \int_0^{F(z)} \eta(p) g(p) dp + \pi(z, z) dF(z)$$

$$\text{donde } \eta(p) = \frac{\partial \pi(x(p), z)}{\partial x(p)} x(p)$$

El cambio en la pobreza depende de los cambios en el ingreso a lo largo de la distribución $g(p)$ ponderados por la sensibilidad de la medida de pobreza particular a cambios en el ingreso en cada punto de la distribución (función η).²²

Finalmente los cambios en la desigualdad también pueden ser expresados como una función de la CIC o $g(p)$. Un indicador de desigualdad consistente a las descomposiciones puede escribirse como

$$(8.60) \quad I = G \left[\int_0^1 h \left(\frac{x(p)}{\mu} \right) dp \right]$$

Diferenciando y operando

$$(8.61) \quad dI = G'(\cdot) \int_0^1 h'(\cdot) \frac{x(p)}{\mu} \left[g(p) - \frac{d\mu}{\mu} \right] dp$$

El cambio en la desigualdad depende de la diferencia entre la tasa de crecimiento de cada percentil y la tasa de crecimiento del promedio (el término entre corchetes en (8.61)), ponderada por la sensibilidad del indicador de desigualdad a cambios en cada punto particular de la distribución.

²⁰ Nótese que la tasa de crecimiento es un indicador plutocrático (en contraste con uno democrático) del desempeño de la economía al ponderar con más fuerza los cambios en los estratos superiores.

²¹ En el capítulo 4 la función individual de pobreza la denotamos con $p(x, z)$. En esta sección cambiamos la notación por $\pi(x, z)$ dado que p lo utilizamos para denotar el percentil.

²² El segundo término capta los cambios en el límite superior de integración que agrega a las personas que entran (o salen) a la pobreza.

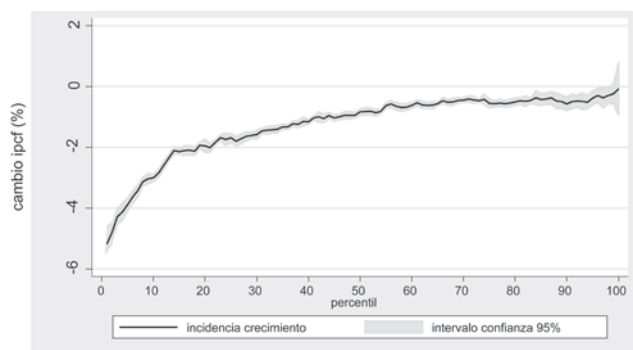
Ferreira (2011) remarca que las ecuaciones anteriores evidencian que el crecimiento, el cambio en la pobreza y la desigualdad son finalmente diferentes formas de agregar información contenida en las curvas de incidencia del crecimiento y que los tres vértices de este triángulo son todos determinados simultáneamente por los cambios en los ingresos a nivel individual.

La interpretación de política económica de un instrumento tan simple como las CIC debe hacerse con mucha precaución. Existen múltiples factores que afectan a cambios en los ingresos y todos se reflejan a la vez en una CIC. Algunos de ellos pueden no tener nada que ver con decisiones de política y otros pueden tener interacciones complejas. Supongamos que la mitad de la población vive en el campo y es pobre, mientras que la otra mitad vive en las ciudades y no es pobre. Supongamos también que en un período determinado el gobierno ha realizado inversiones en escuelas e infraestructura, las que permiten aumentar la productividad un 50% en las zonas rurales y 20% en las zonas urbanas. Sin embargo, en el mismo período el precio internacional de la cosecha principal del país se derrumba, lo que reduce el precio recibido por los agricultores locales en un 50%. En ese escenario, la CIC podría mostrar ingresos estancados de los pobres y crecientes para los no pobres, y esto podría llevar a caracterizar el episodio de crecimiento como no favorable a los pobres, a pesar del fuerte aumento de la productividad impulsado por las políticas gubernamentales que beneficiaron especialmente a los pobres.

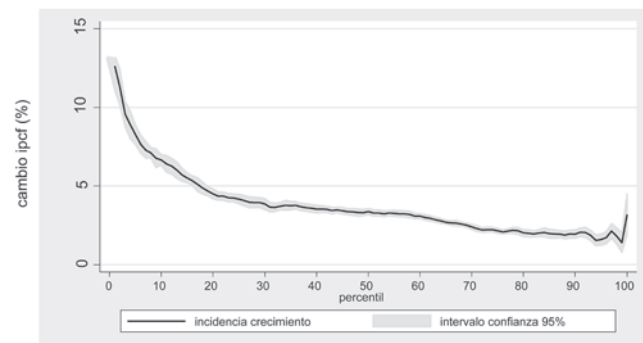
Las CIC suelen ser muy volátiles en los extremos, especialmente en los percentiles inferiores. Por esta razón, es conveniente presentar los intervalos de confianza y eliminar puntos donde las estimaciones parecen muy imprecisas. La figura 8.16 muestra la CIC de Argentina 1992-2006 y Nicaragua 1993-2005 con sus intervalos de confianza.

Figura 8.16

**Curvas de incidencia del crecimiento con intervalos de confianza
Argentina 1992-2006**



Nicaragua 1993-2005



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

8.5.Crecimiento pro-pobre

Aunque, como hemos visto, la relación entre el crecimiento y la pobreza ha sido extensamente investigada, el concepto de crecimiento *pro-pobre* es relativamente reciente.²³ Existen dos enfoques principales para definir a un episodio de crecimiento económico como pro-pobre: (i) si está asociado a un aumento en los ingresos de los pobres y (ii) si está asociado a un aumento proporcionalmente mayor de ingresos para los pobres que para el resto de la población.

De acuerdo con el primer enfoque, el crecimiento es pro-pobre si y solo si las personas pobres se benefician en términos absolutos (Ravallion y Chen, 2003; Ravallion, 2004). De

²³ Ver Ravallion y Chen (2003), Ravallion (2004), Essama-Nssah (2004), Duclos y Wodon (2004), Kakwani y Pernia (2000), Kakwani y Son (2005), y Kakwani, Khandker y Son (2003).

acuerdo con esta definición, alcanza con que el bienestar de los pobres aumente para definir a un episodio como pro-pobre, con independencia de lo que ocurra en el resto de la distribución. Definamos con g^{pa} a la suma ponderada de las tasas de crecimiento absolutas del ingreso de cada individuo g_i .

$$(8.62) \quad g^{pa} = \sum_{i=1}^N \sigma_i g_i, \text{ con } \sigma_i = \frac{\partial W(x_1, \dots, x_N)}{\partial x_i} \text{ y } g_i = \frac{dx_i}{x_i}.$$

donde $W(x_1, \dots, x_N)$ es una función de bienestar social, asumida simétrica y cuasicóncava, lo que asegura que los ponderadores de cada individuo σ_i sean decrecientes en x_i . En un típico análisis de pobreza los ponderadores de los no-pobres son cero, es decir, $\sigma_i = 0$ si $x_i \geq z$, donde z es la línea de la pobreza. Puede definirse a la tasa de crecimiento pro-pobre absoluto g_{pp}^a como:

$$(8.63) \quad g_{pp}^a = \sum_{i=1}^N \sigma_i g_i 1(x_i < z)$$

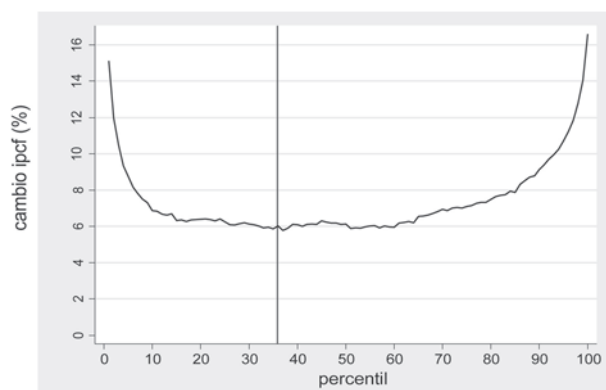
donde $1(x_i < z)$ es la función indicadora que vale 1 si la persona i es pobre y 0 si no lo es. En este contexto, se dice que el crecimiento es pro-pobre simplemente cuando $g_{pp}^a > 0$.

En particular, si el ponderador σ_i es el mismo para todas las personas pobres e igual a $1/N_p$, donde N_p es el número de pobres, g_{pp}^a es entonces el promedio de las tasas de crecimiento de los pobres. Esta es la medida de crecimiento pro-pobre propuesta por Ravallion y Chen (2003).

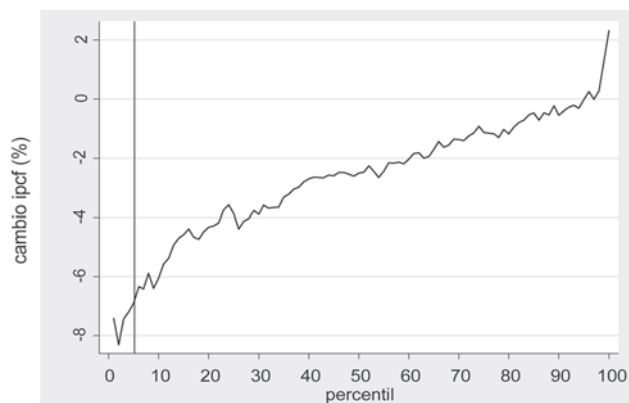
$$(8.64) \quad g_{pp}^{RC} = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^N g_i 1(x_i < z)$$

Es posible chequear gráficamente si el crecimiento es pro-pobre de acuerdo con este criterio a partir de las curvas de incidencia del crecimiento CIC, que precisamente ilustran las tasas g_i que sirven de insumo a la ecuación (8.63). Para ello, debe identificarse en el eje horizontal la proporción de personas pobres y evaluar si el área debajo de la CIC es positiva. El primer panel de la figura 8.17 ilustra un episodio de crecimiento pro-pobre (Brasil, 1992-1998) y el segundo, un caso en el que no lo es (Argentina, 1992-1998).

Figura 8.17
Curvas de incidencia del crecimiento y crecimiento pro-pobre
Brasil 1992-1998



Argentina 1992-1998



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.
 Nota: Línea vertical=línea de pobreza de 2.5 dólares.

En el capítulo 4 se demostró que el cambio en el índice de pobreza de Watts en el tiempo es igual a (menos) la suma de los cambios proporcionales del ingreso para el grupo de los pobres. De esta forma, el indicador de Ravallion y Chen g_{pp}^{RC} resulta ser igual al cambio en el índice de Watts por unidad de tiempo sobre la tasa de incidencia.

Definamos ahora g^{pr} a la suma ponderada de las tasas de crecimiento relativas de cada individuo

$$(8.65) \quad g^{pr} = \sum_{i=1}^N \sigma_i (g_i - g_{\mu})$$

donde g_μ denota la tasa de crecimiento del ingreso medio μ . Si fijamos $\sigma_i = 0$ si $x_i \geq z$, puede definirse a la tasa de crecimiento pro-pobre relativo g_{pp}^r como²⁴

$$(8.66) \quad g_{pp}^r = \sum_{i=1}^N \sigma_i (g_i - g_\mu) I(x_i < z)$$

En este contexto, se dice que el crecimiento es pro-pobre cuando $g_{pp}^r > 0$. Si $\sigma_i = 1/N_p$, g_{pp}^r se convierte en la diferencia entre el promedio de las tasas de crecimiento de los pobres y la tasa de crecimiento del ingreso promedio de la población:

$$(8.67) \quad g_{pp}^r = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^N (g_i - g_\mu) I(x_i < z) = g_{pp}^{RC} - g_\mu$$

Si definimos a la participación de i en el ingreso total como s_i , su cambio proporcional en el tiempo es igual a $(g_i - g_\mu)$, por lo que el crecimiento pro-pobre relativo está asociado, en promedio, a un aumento en la participación de los pobres en el ingreso nacional. Nótese también que bajo esta definición el crecimiento pro-pobre está asociado a una caída de la pobreza superior a la posible si todos los ingresos crecieran a la misma tasa.²⁵

Nótese la diferencia entre las dos definiciones de crecimiento pro-pobre ($g_{pp}^{abs} > 0$ y $g_{pp}^r > 0$). Mientras que en la primera el crecimiento se define pro-pobre si el ingreso de los pobres aumenta, en la segunda el crecimiento es pro-pobre solo si aumenta más que para el resto de la población, por lo que se trata de un requisito más estricto. A menudo, el debate sobre si el crecimiento ha sido o no pro-pobre depende de la definición utilizada.²⁶ El cuadro 8 muestra indicadores sencillos de crecimiento pro-pobre absoluto y relativo computedos sobre la base de las ecuaciones (84) y (87). La mayoría de los países han experimentado tasas positivas de crecimiento pro-pobre absoluto y relativo desde principios de la década de 1990 hasta fines de la de 2000. Costa Rica es un caso interesante: bajo la definición absoluta el crecimiento en el período 1990-2000 fue pro-pobre, ya que en promedio el ingreso de los pobres creció al 3.5% anual. Sin embargo, dado que el ingreso de toda la población creció a una tasa mayor (4%), el indicador de crecimiento pro-pobre relativo es negativo.

²⁴ Gasparini, Gutiérrez y Tornarolli (2007) proponen llamar a esta tasa de crecimiento *progresivo* por similitud con la terminología del análisis de incidencia, donde un programa se dice progresivo si sus beneficios como porcentaje del ingreso son una función decreciente del ingreso. De la misma forma, el crecimiento puede ser definido como progresivo si el cambio del ingreso como porcentaje del ingreso inicial (es decir, la tasa de crecimiento) es una función decreciente del ingreso.

²⁵ Baulch y McCulloch (2000), Kakwani y Pernia (2000) y Kakwani *et al.* (2003) discuten y defienden esta visión del crecimiento pro-pobre.

²⁶ Ver, por ejemplo, el debate entre Ravallion y Kakwani en los números de "One Pager" del *International Poverty Centre*.

Cuadro 8.6

Indicadores de crecimiento pro-pobre absoluto y relativo

País	Período	Tasa de crecimiento	Tasa de crecimiento pro-pobre	
			Absoluta	Relativa
Argentina	1992-2009	2.0	-0.3	-2.3
Brasil	1993-2008	3.2	5.0	1.8
Chile	1990-2006	3.2	4.3	1.0
Costa Rica	1992-2009	4.0	3.5	-0.5
El Salvador	1991-2007	1.8	3.1	1.3
México	1992-2008	0.7	1.3	0.6
Nicaragua	1993-2005	2.7	5.0	2.3
Panamá	1991-2006	2.1	3.1	1.0
Uruguay	1992-2008	-0.2	0.8	1.0
Venezuela	1992-2006	-0.3	-1.2	-0.9

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

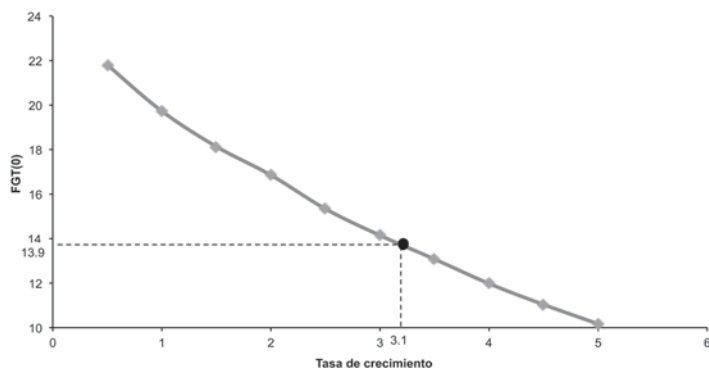
Nota: Línea de 2.5 dólares por día.

Una medida alternativa de crecimiento pro-pobre que resulta interesante es la propuesta por Kakwani *et al.* (2003), basada en la *tasa de crecimiento equivalente* g_e . Esta es la tasa a la cual deberían cambiar los ingresos de todas las personas para que la pobreza cambie exactamente en la magnitud que lo hizo en la realidad. En otras palabras, es la tasa de crecimiento neutral en términos distributivos que genera el cambio observado en la pobreza. En este enfoque, se define al crecimiento como pro-pobre si la *tasa de crecimiento equivalente* resulta superior a la tasa de crecimiento real, es decir, $g_e > g_r$.

La figura 8.18 muestra un ejercicio de simulación para estimar g_e . La tasa de pobreza en México utilizando la línea de 2.5 dólares se redujo de 23.7 a 13.9 entre 1992 y 2006. La figura muestra las tasas de pobreza simuladas en ese país si a partir de 1992 los ingresos hubieran crecido todos a la misma tasa. Por ejemplo, con una tasa de crecimiento del 0.5% anual la pobreza en 2006 habría sido 21.8, lo cual sería un porcentaje superior al real. La tasa de crecimiento neutral que reproduce el cambio real de la pobreza es 3.1%: esa es la tasa de crecimiento equivalente g_e , que resulta superior a la tasa real observada g_r (1.25%) indicando un crecimiento pro-pobre en sentido relativo.

Figura 8.18

Pobreza en México 2006 ante tasas de crecimiento neutral alternativas desde 1992



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

8.6. Desigualdad y crecimiento

La relación entre desigualdad y crecimiento ha sido extensamente estudiada y debatida desde distintos enfoques. Por un lado, se analiza la relación causal desde la desigualdad al crecimiento. ¿Niveles altos de disparidades económicas retardan o estimulan el crecimiento? Se trata de una literatura muy fértil, tanto en términos de modelizaciones teóricas como de contrastaciones empíricas, de la que, sin embargo, aun no ha emergido ningún consenso.²⁷ En paralelo, existen otras investigaciones que invierten la dirección causal y estudian el impacto del crecimiento económico sobre la desigualdad. Finalmente, un tercer enfoque analiza las implicancias del proceso de desarrollo sobre los co-movimientos del nivel de ingreso y la desigualdad. El trabajo más célebre en esta línea es el de Kuznets (1955), quien argumenta (y muestra evidencia) sobre la evolución que tendría la desigualdad en el proceso de desarrollo: creciente en la etapa de transición desde una economía agrícola tradicional a una industrial y luego decreciente una vez que la economía se industrializa y progresa. La curva de Kuznets es entonces una relación entre nivel de desarrollo (aproximado por el PIB per cápita) y desigualdad, con forma de U invertida. Robinson (1966) y Anand y Kanbur (1997), entre otros, modelizan procesos de industrialización que darían origen a curvas de Kuznets, mientras que Ahn y Howitt (1998) formalizan la generación de curvas de Kuznets ante shocks tecnológicos sesgados hacia la mano de obra calificada.

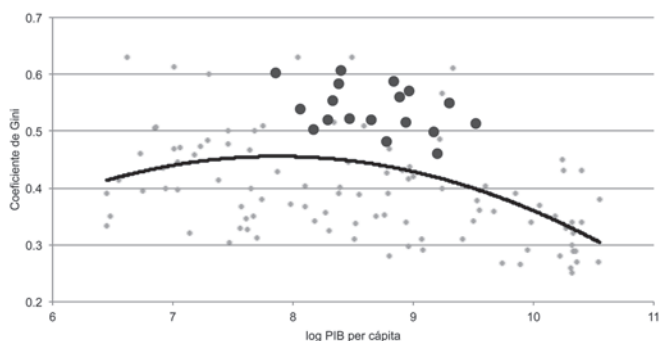
²⁷ Barro (2001) y Forbes (2000) son dos referencias útiles para introducirse en este campo.

Aunque los argumentos sobre la posible existencia de una curva de Kuznets parezcan convincentes, es necesario corroborarlos empíricamente. De hecho, a partir del trabajo pionero de Kuznets (1955) se desarrolló una línea de investigación destinada a verificar la existencia o no de una relación estable entre desigualdad y nivel de desarrollo.

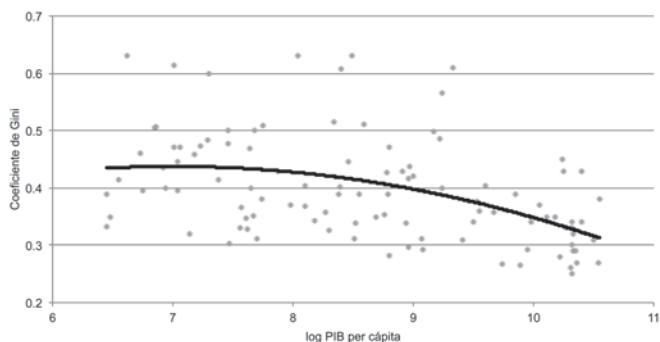
El primer panel de la figura 8.19 muestra indicios sobre la existencia de una curva de Kuznets en un conjunto de datos de coeficientes de Gini y (log) PIB per cápita para 123 países.

Figura 8.19
Relación Gini-PIB per cápita

A. 123 países del mundo



B. Sin países de América Latina



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de Ferreira y Ravallion (2008).
Nota: En el panel A, los países de América Latina están marcados con círculos negros.

Esta figura, así como gran parte de la literatura inicial en este tema,²⁸ brinda evidencia indirecta, ya que está basada en datos de corte transversal de países y no en series de tiempo largas que serían más apropiadas para testear la hipótesis de Kuznets. Adicionalmente, Fields

²⁸ Ver Paukert (1973) o Ahluwalia (1976).

(20) argumenta que los resultados como los del panel A están en gran parte determinados por la presencia de los países de América Latina que tienen valores de PIB intermedios y niveles de desigualdad de ingreso particularmente altos. Si se ignoran estos países o se incorpora alguna variable binaria que identifique a estos países en el análisis econométrico, la existencia de la curva en gran parte se desvanece. El segundo panel de la figura 8.19, donde se eliminaron a los países de la región, es consistente con este argumento. Otro punto a tener en cuenta es que, tanto en la figura como en muchos trabajos empíricos, se combinan Gínicos computados sobre la distribución del ingreso para algunos países y del consumo para otros con el objeto de maximizar el número de observaciones. En muchos casos, limitar el ejercicio solo a observaciones de desigualdad computadas sobre una misma variable implica la desaparición de la curva de Kuznets. Varios autores coinciden en la dificultad de encontrar evidencia robusta sobre la famosa U invertida (Bruno *et al.*, 1998; Ravallion y Chinn, 1998).

Un resultado que siempre persiste, independientemente de la existencia o no de una curva con forma de U invertida, es el “exceso de desigualdad” de América Latina. El primer panel de la figura 8.19 muestra que todas las economías latinoamericanas se encuentran por encima de la curva de regresión que vincula el coeficiente de Gini de la distribución del ingreso per cápita con el logaritmo del PIB per cápita.

La literatura más reciente trabaja con series de tiempo (en los países con series largas) y, sobre todo, con datos de panel entre países.²⁹ Una regresión típica de panel tiene la siguiente forma

$$(8.68) \quad I_{it} = \beta_0 + \beta_1 Y_{it} + \beta_2 Y_{it}^2 + \beta_3 X_{it} + \alpha_i + \varepsilon_{it}$$

donde I_{it} es un indicador de desigualdad (en general, el coeficiente de Gini) en el país i en el año t , Y_{it} es alguna medida de nivel de desarrollo económico (típicamente, el PIB per cápita o su logaritmo), X_{it} denota otras variables de control, α_i introduce efectos fijos de país, y ε_{it} es el típico error aleatorio *i.i.d.* con media cero. Fields (2001), en un detallado examen de la literatura, reporta que la mayoría de los estudios que utilizan datos de panel no encuentran evidencia consistente sobre la existencia de la curva de Kuznets. En contraste, de Janvry y Sadoulet (2000), Morley (2001) y Alejo (2011) encuentran alguna evidencia a favor de la existencia de la curva U invertida en América Latina. De cualquier forma, en aquellos trabajos con resultados favorables a Kuznets, se reporta sistemáticamente una relación débil entre desigualdad y desarrollo. El R^2 de las regresiones es muy bajo, sugiriendo que aun cuando el nivel de desarrollo de un país parece afectar su grado de desigualdad, existen muchos otros factores que, al menos en conjunto, parecen más importantes.

A nivel mundial, no parece existir evidencia sobre una correlación significativa entre la

²⁹ Deininger y Squire (1998) es una referencia importante en esta literatura.

tasa de crecimiento de una economía y el *cambio* en su nivel de desigualdad (Ravallion y Chen, 1997; Ravallion, 2001; Dollar y Kraay, 2002; Ferreira y Ravallion, 2009).³⁰ Ravallion (2003), por ejemplo, analiza 20 episodios en 10 países en el período 1970-2000 y encuentra un coeficiente de correlación de -0.13 no significativo entre los cambios en el logaritmo del Gini y cambios en el logaritmo del ingreso medio. En un estudio para América Latina, Perry *et al.* (2003) tampoco encuentran relación entre cambios en desigualdad y crecimiento.³¹ Es importante no interpretar erróneamente estos resultados. La evidencia solo indica que, en promedio, los episodios de crecimiento no han estado acompañados de reducciones o aumentos de la desigualdad, pero nada dice acerca de la conveniencia o no de aplicar política redistributiva.

³⁰ En un interesante artículo, Ravallion (2003) sostiene que, en promedio, el crecimiento no está asociado a incrementos en la desigualdad relativa pero sí absoluta, y son estas mayores brechas absolutas entre “ricos” y “pobres” las que generan percepción de mayor inequidad en procesos de crecimiento.

³¹ En un estudio histórico Williamson (2010) sostiene la existencia de una relación entre crecimiento y desigualdad en América Latina. Hacia el final de la época colonial la región creció junto con un aumento de la desigualdad, en el período de revoluciones e independencia las economías se paralizaron y la desigualdad cayó, mientras que a fines del siglo XIX el crecimiento se aceleró junto a incrementos fuertes del nivel de desigualdad.

Apéndice: En la práctica

Descomposiciones de la pobreza

El bloque de código que se presenta en este apartado permite reproducir el cuadro 8.1 del texto sobre descomposición de los cambios en la pobreza, aunque empleando un par de años diferente. La presentación asume que los archivos `arg92-tmp.dta` y `arg06-tmp.dta` contienen las variables necesarias para realizar el ejercicio; se trata de las variables `pondera` e `ipcf` para los años 1992 y 2006, respectivamente. El código siguiente emplea los programas `gini` y `fgt` desarrollados en capítulos anteriores.

En primer lugar, se realizan cálculos empleando la encuesta del primer período, 1992 en nuestro caso (ver líneas 3 a 25). La línea de pobreza se almacena en la macro local `lp1`, el ingreso promedio en el escalar `mul`, el coeficiente de gini en el escalar `gini1` y los indicadores FGT en los escalares `fgt0_1`, `fgt1_1` y `fgt2_1`.³² Las líneas 26 a 32 realizan cálculos similares pero referidos al segundo período, 2006.

```
1 * cap8-descompo-pobreza.do
2
3 * t = 1 ++++++
4
5 * abro db1
6 drop _all
7 use "arg92-tmp.dta"
8
9 * línea pobreza t=1
10 local lp1 = 55.485
11
12 * cálculo media 1
13 summ ipcf [w=pondera], detail
14 scalar mul = r(mean)
15
16 * cálculo gini 1
17 gini ipcf [w=pondera]
18 scalar gini1=r(gini)
19
20 * fgt 0,1,2
21 forvalues i = 0(1)2 {
22   fgt ipcf [w=pondera], a(`i') z(`lp1')
23   scalar fgt`i'_1 = r(fgt)
24 }
25
26 * t = 2 ++++++
27
28 * abro db2
29 drop _all
30 use "arg06-tmp.dta"
31
32 * línea pobreza t=2
```

³² En el apéndice I se discute la diferencia entre escalares y macros locales.


```

33 local lp2 = 116.485
34
35 * cálculo media 2
36 summ ipcf [w=pondera], detail
37 scalar mu2 = r(mean)
38
39 * cálculo gini 2
40 gini ipcf [w=pondera]
41 scalar gini2=r(gini)
42
43 * fgt 0,1,2
44 forvalues i = 0(1)2 {
45   fgt ipcf [w=pondera], a(`i') z(`lp2')
46   scalar fgt`i'_2 = r(fgt)
47 }
48

```

En la siguiente sección de código se calculan las distribuciones del ingreso simuladas (ver líneas 49-74). En primer lugar, se considera al año 2006 como período base. El ingreso contrafáctico (ver variable `income_star_2`) se genera como el ingreso observado en el período 2 pero reescalado para llevar el ingreso promedio al registrado en el período 1. Para ello, se multiplica la variable `ipcf` por el cociente de ingresos promedio μ_1/μ_2 . La sentencia `scalar(mu1)` evita que el escalar `mu1` sea confundido, en caso de que exista, con una variable con el mismo nombre. Luego, se computan las medidas de pobreza empleando el ingreso simulado y la línea de pobreza del período 1 (ver líneas 56-59). Las líneas 61-73 repiten el procedimiento pero tomando como base la encuesta de 1992.

```

49 * DISTRIBUCIONES INGRESOS SIMULADAS ++++++
50
51 * pobreza usando t=2 como base
52
53 * forma distribución t=2 con media t=1
54 gen income_star_2 = ipcf * scalar(mu1)/scalar(mu2)
55
56 forvalues i = 0(1)2 {
57   fgt income_star_2 [w=pondera], a(`i') z(`lp1')
58   scalar fgt`i'_star_2 = r(fgt)
59 }
60
61 * pobreza usando t=1 como base
62
63 * abro db1
64 drop _all
65 use "arg92-tmp.dta"
66
67 * forma distribución t=1 con media t=2
68 gen income_star_1 = ipcf * scalar(mu2)/scalar(mu1)
69
70 forvalues i = 0(1)2 {
71   fgt income_star_1 [w=pondera], a(`i') z(`lp2')
72   scalar fgt`i'_star_1 = r(fgt)
73 }
74

```

A continuación, se computan –para cada indicador FGT– cada uno de los componentes que se describen en las ecuaciones (8.14) y (8.15) del texto del capítulo. El efecto crecimiento se almacena en los escalares `growth_fgt`i'`, donde ``i'` es el contenido de una macro local que toma los valores 0, 1 y 2, ver bucle `forvalues` en línea 77. El efecto redistribución de ingresos se computa en las líneas 84 y 85, almacenando el resultado en los escalares `redist_fgt`i'`. Por último, las líneas 89-113 reportan los resultados para los tres indicadores de pobreza calculados.

```

75 * CÁLCULO COMPONENTES ++++++
76
77 forvalues i = 0(1)2 {
78
79   * crecimiento (cambio ingreso promedio)
80   scalar growth_fgt`i' = (1/2) * ( (fgt`i'_star_1 - fgt`i'_1) ///
81     + (fgt`i'_2 - fgt`i'_star_2) )
82
83   * cambio desigualdad
84   scalar redist_fgt`i' = (1/2) * ( (fgt`i'_2 - fgt`i'_star_1) ///
85     + (fgt`i'_star_2 - fgt`i'_1) )
86
87 }
88
89 * REPORTE RESULTADOS ++++++
90
91 display as text "{hline}"                               _newline ///
92   as text "mu t1      = " as result mu1                 _newline ///
93   as text "mu t2      = " as result mu2                 _newline ///
94   as text "gini t1    = " as result gini1                _newline ///
95   as text "gini t2    = " as result gini2                _newline ///
96   as text "LP t1     = " as result `lp1'                 _newline ///
97   as text "LP t2     = " as result `lp2'                 _newline ///
98   as text "{hline}"                                     _newline ///
99   as text "FGT(0) t1 = " as result fgt0_1                _newline ///
100  as text "FGT(0) t2 = " as result fgt0_2                _newline ///
101  as text "growth     = " as result growth_fgt0           _newline ///
102  as text "equity     = " as result redist_fgt0           _newline ///
103  as text "{hline}"                                     _newline ///
104  as text "FGT(1) t1 = " as result fgt1_1                _newline ///
105  as text "FGT(1) t2 = " as result fgt1_2                _newline ///
106  as text "growth     = " as result growth_fgt1           _newline ///
107  as text "equity     = " as result redist_fgt1           _newline ///
108  as text "{hline}"                                     _newline ///
109  as text "FGT(2) t1 = " as result fgt2_1                _newline ///
110  as text "FGT(2) t2 = " as result fgt2_2                _newline ///
111  as text "growth     = " as result growth_fgt2           _newline ///
112  as text "equity     = " as result redist_fgt2           _newline ///
113  as text "{hline}"                                     _newline

```

Curvas de isopobreza

El código de Stata que se presenta en este apartado puede emplearse para construir las curvas de isopobreza que mostramos en la figura 8.7 del texto; como ejemplo, se emplea la encuesta de hogares de Honduras para el año 2006. La primera parte de la rutina se encarga de generar varios de los elementos que se requieren para estimar una curva de isopobreza (ver líneas 1-23). La línea 3 genera la variable `ing` como igual al ingreso per cápita familiar; así,

es fácil utilizar el mismo código con otro indicador de bienestar, simplemente se modifica la variable a la derecha del igual en la línea 3. La macro local `obj` almacena el porcentaje en el que se desea reducir la pobreza (ver línea 7).

El valor de la línea de pobreza se guarda en la macro global `lp` (ver línea 10); como se verá más abajo, se emplea una macro global para simplificar la programación. Cabe recordar que al valor de una macro global se accede anteponiendo el signo pesos (\$) al nombre de la macro global; el valor de una macro global persiste hasta que el usuario la elimina; su valor puede ser consultado desde cualquier parte dentro de una misma sesión de Stata (es decir, distintos archivos `do`, programas o la línea de comando).

Las líneas 12-16 almacenan en las macros global `mu` y local `obs` la media del ingreso y la población de referencia, respectivamente. La tasa de pobreza observada se computa en la línea 19. La tasa de pobreza que deseamos alcanzar se estima en la línea 22, empleando la macro local `obj` definida más arriba; si la pobreza inicial es 50% y la reducción deseada es 30%, la pobreza final será 35% ($=100 \times 0.5 \times 0.7$).

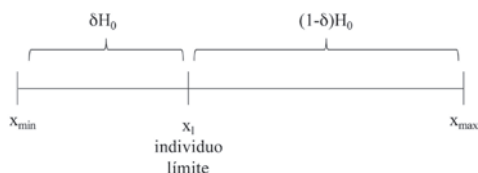
```
1 * cap8-isopobreza.do
2
3 gen ing = ipcf
4
5 * objetivo reducción pobreza
6 * 0.5 = 50%
7 local obj = 0.25
8
9 * línea de pobreza
10 global lp = 782.545
11
12 summ ing [w=pondera]
13 * ingreso promedio
14 global mu = r(mean)
15 * población de referencia
16 local obs = r(sum_w)
17
18 * tasa de pobreza inicial
19 fgt ing [w=pondera], a(0) z($lp)
20
21 * tasa de pobreza final
22 local p0_obj = r(fgt)*(1-`obj')
23 display "p0 obj = `p0_obj'"
```

La siguiente sección del código identifica al individuo que, en el texto del capítulo, llamamos “individuo límite”; aquel de menor ingreso que debe dejar la pobreza para cumplir con el objetivo de reducción de la pobreza (ver figura A.1). En primer lugar, ordenamos la base de datos –de menor a mayor– según la variable de ingreso `ing` (ver línea 27). La línea 28 genera la variable auxiliar `aux` que indica el cuantil de ingreso que corresponde a cada individuo; notar que la variable `aux` se genera como de tipo `double`.³³ La variable `dummy` vale uno para las personas que deben ser no pobres para llevar la pobreza al nivel especificado

³³ Así, nos aseguramos que la variable `aux` tiene suficiente precisión numérica

mediante la macro local `obj` (ver líneas 30-32); naturalmente, algunos de estos individuos son no pobres al inicio. Cabe recalcar que los individuos que salen de la pobreza son aquellos con ingresos más altos o cercanos a la línea de pobreza.

Figura A.1
La determinación del “individuo límite”



Fuente: Elaboración propia.

En la línea 35 se ubica en primer lugar al “individuo límite”; el comando `gsort-dumyaux` ubica en primer lugar al individuo de menor ingreso con `dummy=1`. El ingreso del “individuo límite” se almacena en la macro global `ing_limite` (ver línea 36) – `ing[1]` hace referencia al valor de la primera observación de la variable `ing`.³⁴ El lector debería comprobar que el ingreso del individuo límite es superior a cero; de lo contrario, será imposible alcanzar la meta de reducción de pobreza mediante crecimiento económico únicamente.³⁵

```

25 * inicio: determinar individuo límite -----
26
27 sort ing
28 gen double aux = sum(pondera) / `obs'
29
30 * la variable dummy vale uno para el (100-p0_obj)% más rico
31 gen dummy=0
32 replace dummy=1 if aux > `p0_obj'/100
33
34 * ubicar primero al individuo más pobre que debe salir de la pobreza
35 gsort -dummy aux
36 global ing_limite = ing[1]
37 * chequear si ing_limite<=0
38 display "ingreso individuo limite = " $ing_limite
39 drop aux
40
41 * final: determinar individuo límite -----

```

En el tercer bloque de código se definen los programas que se utilizan luego para computar los puntos de la curva de isopobreza, `calc_taxrat` y `calc_grwrat`; también se define el programa `calc_ing_star` que computa, a modo de chequeo, el ingreso simulado junto con la tasa de pobreza que le corresponde.

³⁴ De manera más general, `var[#]` hace referencia al valor de la observación # de la variable `var`.

³⁵ Se deja como ejercicio para el lector automatizar dicho chequeo.

El programa `calc_taxrat` computa la tasa del impuesto proporcional al ingreso necesaria para llevar la pobreza al nivel deseado (ver líneas 48-59), dada una tasa de crecimiento neutral en términos distributivos que se recibe como argumento en la macro local `grwrat` (ver línea 49). La macro local `taxrat` se computa siguiendo la fórmula (8.43) del texto (ver líneas 51-52); se trata de la tasa impositiva necesaria para que el “individuo límite” alcance un ingreso igual a la línea de pobreza almacenada en la macro global `lp`, dada la tasa de crecimiento `grwrat`. Las líneas 55 y 56 muestran los resultados. La línea 58 devuelve el valor de la macro local `taxrat` en `r(taxrat)`.

Las líneas 64-73 contienen el programa `calc_grwrat` que computa la tasa de crecimiento necesaria para reducir la pobreza en la magnitud deseada, dada una tasa impositiva que recibe como argumento en la macro local `taxrat`, ver comando `args` en la línea 65. La línea 67 implementa la expresión (8.44) del texto. La línea 72 devuelve el resultado en `r(grwrat)`.

Por último, el programa `calc_ing_star` de este bloque de código computa el ingreso simulado que surge de aplicar la fórmula (8.41) del texto (ver líneas 78-87). Los argumentos que recibe el programa son la tasa del impuesto `taxrat` y la tasa de crecimiento `grwrat`, ver comando `args` en la línea 79. Los ingresos se multiplican por $(1+grwrat)$ al mismo tiempo que se gravan en $100 \cdot taxrat\%$, la recaudación se reparte en montos iguales per cápita (ver línea 81). La línea 82 computa, a modo de chequeo, la tasa de incidencia que se obtiene al emplear el ingreso simulado `ing_star`; el resultado se devuelve en `r(p0star)` (ver línea 86).

El lector puede apreciar que los programas descriptos utilizan la información almacenada en las macros globales `ing_limite`, `mu` y `lp`. Como alternativa, los tres valores podrían almacenarse en macros locales; en ese caso, los programas `calc_taxrat` y `calc_grwrat` deberían recibir un número más grande de argumentos, no uno solo como en la implementación que se describió.

```

43 * inicio: programas cálculo taxrat / grwrat / ing_star -----
44
45 * programa cálculo taxrat (t)
46
47 capture program drop calc_taxrat
48 program define calc_taxrat, rclass
49   args grwrat
50
51   local taxrat = ///
52     ( (1+`grwrat')*$ing_limite - $lp ) / ( (1+`grwrat')*( $ing_limite - $mu ) )
53
54   * check si taxrat > 1
55   display as text "grwrat = " as result `grwrat' _newline ///
56     as text "taxrat = " as result `taxrat'
57
58   return scalar taxrat=`taxrat'
59 end

```

```

60
61 * programa cálculo grwrat (g)
62
63 capture program drop calc_grwrat
64 program define calc_grwrat, rclass
65   args taxrat
66
67   local grwrat = $lp / ( (1-`taxrat')*$sing_limite + `taxrat'*$smu ) - 1
68
69   display as text "grwrat = " as result `grwrat' _newline ///
70     as text "taxrat = " as result `taxrat'
71
72   return scalar grwrat=`grwrat'
73 end
74
75 * programa cálculo ing_star
76
77 capture program drop calc_ing_star
78 program calc_ing_star, rclass
79   args taxrat grwrat
80
81   gen ing_star = (1+`grwrat') * ( (1-`taxrat')*ing + `taxrat'*$mu )
82   fgt ing_star [w=pondera], a(0) z($lp)
83
84   drop ing_star
85
86   return scalar p0_star=r(fgt)
87 end
88
89 * final: programas cálculo taxrat / grwrat / ing_star -----

```

La línea 96 computa la intersección de la curva de isopobreza con el eje vertical; es decir, invoca al programa `calc_taxrat` pasando como argumento una tasa de crecimiento nulo. El resultado se almacena en la macro local `taxrat_max`. La línea 99 invoca al programa `calc_ing_star` con `taxrat_max` y cero como valores para `taxrat` y `grwrat`, respectivamente. Dicho programa debería arrojar como resultado que la tasa de pobreza calculada sobre la variable `ing_star` es igual a una proporción $(1 - \text{'obj'})$ de la tasa de pobreza observada, calculada sobre el ingreso original `ing` (ver más arriba). Las líneas 101-107 son similares pero se refieren al cómputo de la intersección de la curva de isopobreza con el eje horizontal; es decir, estiman la tasa de crecimiento necesaria para reducir la pobreza asumiendo que no se altera la desigualdad. Como se muestra luego, el objetivo principal de este bloque de código es obtener el valor de la tasa impositiva en ausencia de crecimiento (es decir, `taxrat_max`).

```

91 * inicio: calcular intersecciones ejes curva isopobreza -----
92
93 * intersección curva con eje y -> taxrat
94
95 * alcanzar objetivo pobreza solo con redistribución (es decir, taxrat max)
96 calc_taxrat 0
97 local taxrat_max = r(taxrat)
98 * check resultado
99 calc_ing_star `taxrat_max' 0
100

```

```

101 * intersección curva con eje x -> grwrat
102
103 * alcanzar objetivo pobreza solo con crecimiento (es decir, grwrat max)
104 calc_grwrat 0
105 local grwrat_max = r(grwrat)
106 * check resultado
107 calc_ing_star 0 `grwrat_max'
108
109 * final: calcular intersecciones ejes curva isopobreza -----

```

El último bloque de código computa los puntos de la curva de isopobreza. La cantidad de puntos que se desea emplear en la estimación se almacena en la macro local `k` (ver línea 114). En el ejemplo, la línea 116 computa el tamaño de cada uno de los $k-1$ intervalos en que se divide el eje vertical, nueve en el ejemplo.

Las líneas 120-123 crean las variables `ejex` y `ejey` que se utilizan luego para graficar la curva de isopobreza; la variable `p0star` se utiliza como control (ver más abajo).

La línea 126 inicia un bucle que va desde 1 hasta el número de puntos que se utilizan para estimar la curva de isopobreza, almacenado en la macro local `k`. La línea 129 guarda en la macro local `taxrat` el valor del eje vertical para la curva de isopobreza; por ejemplo, en la primera iteración, el valor de `taxrat` es igual a cero. Luego, dado un valor para `taxrat`, se invoca al programa `calc_grwrat` para computar el valor correspondiente para `grwrat`, el eje horizontal de la curva de isopobreza (ver línea 131). El resultado para la tasa de crecimiento se almacena en la macro local `grwrat`. El programa `calc_ing_star` se invoca para comprobar que la tasa de pobreza que surge del ingreso simulado es igual a la que desea alcanzarse. En las líneas 137-140 se agregan observaciones a las variables que se emplean para graficar la curva de isopobreza. Por último, las líneas 145-147 muestran la curva de isopobreza.

```

111 * inicio: calcular puntos curva isopobreza -----
112
113 * cantidad de puntos para dibujar la curva
114 local k = 10
115 * calcular distancia entre cero e intersección curva isopobreza con eje y
116 local ancho = (`taxrat_max' - 0) / (`k' - 1)
117 display "ancho = " `ancho'
118 display "k = " `k'
119
120 * generar variables puntos curvas isopobreza
121 gen ejex=.
122 gen ejey=.
123 gen p0star=.
124
125 * iterar k veces para calcular grwrat correspondiente a cada taxrat
126 forvalues i = 1(1)`k' {
127
128   * calcular valor eje y para obtener curva isopobreza
129   local taxrat = (`i'-1)*`ancho'
130   * calcular valor eje x para obtener curva isopobreza
131   calc_grwrat `taxrat'
132   local grwrat=r(grwrat)

```

```

133
134 * check resultado
135 calc_ing_star `taxrat' `grwrat'
136
137 * dar valor a variables para gráfico
138 replace ejex=`grwrat' if _n==`i'
139 replace ejey=`taxrat' if _n==`i'
140 replace p0star=r(p0_star) if _n==`i'
141 }
142
143 * final: calcular puntos curva isopobreza -----
144
145 replace ejey=ejey*100
146 replace ejex=ejex*100
147 twoway (connected ejey ejex)

```

Curvas de tiempo de salida de la pobreza

En este apartado se muestra cómo pueden obtenerse las curvas de tiempo de salida de la pobreza que mostramos en la figura 8.9 del texto. A modo de ejemplo, se emplean datos de Honduras para el año 2006 con la línea de pobreza de 2.5 dólares. La línea 10 del siguiente bloque de código identifica a los individuos que son pobres, comparando su ingreso per cápita familiar con la línea de pobreza almacenada en la macro local `lp`. El número (expandido) de personas pobres se guarda en la macro local `totpobres0` (línea 15), mientras que la población de referencia –nuevamente computada como la suma de la variable `pondera`– se almacena en la macro local `obs` (línea 18).

En las líneas 23 a 26 se determina el origen del eje horizontal para la curva de tiempo de salida de la pobreza. Así, 0.20 en la macro local `p0min` implica que la intersección de la curva con el eje vertical mostrará cuánto tiempo llevaría reducir la pobreza hasta el 20%. Naturalmente, si los ingresos más bajos son cero, será imposible eliminar la pobreza con el mecanismo que se emplea en la ecuación (8.45) del texto.

Las líneas 28-44 son similares a las utilizadas más arriba para computar las curvas de isopobreza. Al finalizar este bloque de código, la macro local `ipcf_limite` contiene el ingreso de la persona más pobre que debe dejar la pobreza para cumplir con el objetivo de llevar la tasa de incidencia a 20%.

```

1 * cap8-exit-time.do
2
3 * línea de pobreza
4 local lp = 782.545191660701
5
6 * tasa crecimiento
7 local grwrat = 0.1
8
9 * identificar individuos pobres
10 gen pobre = 1 if ipcf<`lp'
11 replace pobre = 0 if pobre == .
12 summ pobre [w=pondera]
13

```



```

14 * total individuos pobres
15 local totpobres0 = r(sum)
16
17 * población referencia
18 local obs = r(sum_w)
19
20 * reporte tasa pobreza observada
21 display as text "tasa pobreza observada = " as result `totpobres0' / `obs'
22
23 * pobreza mínima -- origen eje horizontal
24 * cuidado! individuos con ingresos cero no dejan la pobreza con crecimiento
25 * unidades: 0.5 = 50%
26 local p0min = 0.20
27
28 * inicio: determinar individuo límite -----
29
30 sort ipcf
31 gen double aux = sum(pondera) / `obs'
32
33 * la variable dummy vale uno para el (100-p0min)% más rico
34 gen dummy=0
35 replace dummy=1 if aux > `p0min'
36
37 * ubicar primero al individuo mas pobre que debe salir de la pobreza
38 gsort -dummy aux
39 local ipcf_limite = ipcf[1]
40 * chequear si ipcf_limite<=0
41 display "ingreso individuo limite = " `ipcf_limite'
42 drop aux
43
44 * final: determinar individuo límite -----
45

```

En la línea 47 se emplea la fórmula (8.46) del texto del capítulo para computar el tiempo de salida de la pobreza para el “individuo límite”; el resultado se almacena en la macro local `t1max`. Las líneas 50-54 determinan los k puntos del eje vertical que se emplean luego para graficar la curva de tiempo de salida de la pobreza; las líneas 56-58 generan las variables que guardarán los ejes horizontal (p_0) y vertical ($time$). Por último, las líneas 60-73 contienen el bucle que genera cada punto de la curva de salida de la pobreza. La línea 64 genera el `ipcf` simulado aplicando la tasa de crecimiento `grwrat` durante `tt` años. Las líneas 66-69 calculan y almacenan en la macro local `p0star` la tasa de pobreza simulada. En las líneas 71 y 72 se guardan los valores de `p0star` y `tt` en las variables `p0` y `time`, respectivamente. Nótese que se emplea el contador `i` para determinar qué observación de dichas variables se reemplaza: recordar que `_n` contiene el número de observación de cada fila de la base de datos.

```

46 * exit time individuo límite
47 local t1max = ln(`lp' / `ipcf_limite') / ln(1 + `grwrat')
48 display as text "exit time individuo limite = " as result `t1max'
49
50 * cantidad de puntos para dibujar la curva
51 local k = 20
52 * calcular distancia entre cero e intersección curva isopobreza con eje y
53 local ancho = (`t1max' - 0) / (`k' - 1)
54 display as text "ancho = " as result `ancho' _newline as text "k = " as result `k'
55

```

```

56 * generar variables puntos curvas isopobreza
57 gen p0=.
58 gen time=.
59
60 * iterar k veces para calcular grwrat correspondiente a cada T
61 forvalues i = 1(1)`k' {
62
63     local tt = (`i'-1)*`ancho'
64     gen ipcf_star = ipcf*(1+`grwrat')^(`tt')
65
66     summ pondera if ipcf_star<`lp'
67     local p0star = r(sum) / `obs'*100
68     display as text "tasa pobreza = " `p0star'
69     drop ipcf_star
70
71     replace p0 = `p0star' if _n==`i'
72     replace time = `tt' if _n==`i'
73 }

```

Se deja como ejercicio para el lector el cómputo del tiempo promedio de salida de la pobreza para cada una de las curvas presentadas en la figura 8.9 del texto.

CAPÍTULO 9

INCIDENCIA DISTRIBUTIVA DE LAS POLÍTICAS PÚBLICAS

- 9.1. Introducción
- 9.2. Incidencia de programas públicos
- 9.3. Incidencia: extensiones
- 9.4. Incidencia tributaria
- 9.5. Cambio en precios
- 9.6. Focalización y progresividad
- 9.7. Impacto redistributivo
- Apéndice: En la práctica

9.1. Introducción

En todos los países del mundo los gobiernos intervienen activamente en la economía a través de una compleja red que incluye erogaciones en programas públicos, gravámenes y regulaciones. Esta participación no resulta neutral desde el punto de vista distributivo; en general, el nivel de vida de las personas es afectado por las políticas públicas de manera no uniforme. De hecho, una de las principales justificaciones del papel del Estado es precisamente la de modificar la distribución del bienestar resultante del *laissez faire*, contribuyendo a reducir la pobreza y la inequidad social.

En el debate sobre políticas públicas, las discusiones distributivas están siempre presentes y, a menudo, ocupan un lugar central. El objetivo de este capítulo no es revisar ese extenso debate que comprende argumentos sobre el papel del Estado, sus metas, restricciones e instrumentos, sino contribuir a él mediante el estudio de instrumentos y técnicas de medición del impacto de las políticas públicas sobre los indicadores distributivos habituales.

¿Quiénes se benefician del programa público de educación media? ¿Sobre quiénes recae la carga del impuesto al valor agregado? ¿Cómo se reparten los costos y beneficios de un cambio en los subsidios a los alimentos? Las respuestas a este tipo de preguntas constituyen insumos fundamentales, aunque ciertamente no los únicos, para tomar decisiones de política. Las sociedades en general, y los gobiernos en particular, deberían estar muy interesados en obtener evidencia rigurosa acerca de los beneficiarios reales de las políticas públicas y de su impacto redistributivo, con el objeto de tomar decisiones informadas.

El objetivo central de este capítulo es presentar herramientas de estimación de la distribución de beneficios y costos de las políticas públicas, e incorporarlas en las mediciones distributivas. Tomemos como ejemplo el programa de educación primaria pública, presente en todos los países del mundo. Las erogaciones asociadas a este programa generalmente toman la forma de un subsidio en especie: el gobierno provee gratuitamente servicios educativos a quien desee recibirlos. Pese a que el nivel de vida de las personas beneficiarias se modifica debido a la provisión gratuita de educación, este tipo de subsidio en especie típicamente no se incluye dentro del ingreso monetario familiar y, en consecuencia, no es incorporado en las mediciones distributivas habituales discutidas a lo largo del libro. Este capítulo busca remediar esa omisión.

El resto del capítulo se organiza de la siguiente forma. En la sección 9.2 se presentan los elementos centrales de un estudio básico de incidencia distributiva de programas públicos, mientras que en la sección 9.3 se discuten algunas extensiones para considerar cambios en el comportamiento, incidencia marginal y valuación de las transferencias en especie. La sección 9.4 se concentra en el estudio de la incidencia distributiva del sistema tributario, un

tema que ha atrapado la atención de los economistas desde los mismos inicios de la disciplina. La sección 9.5 está asignada a analizar algunas políticas de subsidios y regulaciones de precios mediante herramientas de equilibrio parcial y el más reciente enfoque macro-micro de equilibrio general. En la sección 9.6 se presenta un marco analítico para la medición de la progresividad de las políticas públicas, mientras que en la 9.7 se discuten instrumentos para medir la magnitud de su impacto redistributivo.

9.2. Incidencia de programas públicos

En todos los países del mundo, aunque con diferente intensidad, el Estado provee educación y salud de forma gratuita o a precios subsidiados, otorga transferencias monetarias y en especie a los más carenciados, ofrece programas de vivienda, participa en la provisión de agua, saneamiento, recolección de basura y alumbrado, implementa programas de desarrollo rural, administra distintos seguros sociales, provee servicios de seguridad y justicia, y subsidia diversos sectores económicos. Para evaluar comprensivamente este amplio conjunto de programas es crucial poder identificar a sus beneficiarios efectivos.

Los estudios de incidencia estiman la distribución de los beneficios de la provisión pública de bienes y servicios y transferencias estatales de dinero entre los individuos clasificados por nivel de bienestar. Los resultados de estos estudios sugieren direcciones hacia las que avanzar para dotar a la intervención pública de mayor focalización e impacto redistributivo.¹ Como discutimos en capítulos previos, los países de América Latina se caracterizan por altos niveles de desigualdad y un “exceso de pobreza”, dados sus niveles de desarrollo relativo. A menudo se subrayan las deficiencias del sector público en actuar eficazmente contra estos problemas, con intervenciones escasas, poco focalizadas, o incluso regresivas. En este contexto, las estimaciones del impacto distributivo de las intervenciones de política social son particularmente relevantes.

Un punto importante antes de introducirnos en el estudio de incidencia de un programa público: todo programa requiere financiamiento, por lo que a la hora de evaluar seriamente su impacto deben identificarse no solo sus beneficiarios, sino también aquellos que se perjudican, y sea a partir de una carga tributaria mayor, de la reducción presupuestaria de otro programa público o de alguna otra alternativa de financiamiento. Por simplicidad en la exposición, los programas públicos y su financiamiento son tratados por separado, consolidando el análisis recién en la sección final del capítulo.

¹ Dos excelentes referencias sobre análisis de incidencia son Bourguignon y Pereira da Silva (2003) y O'Donnell, van Doorslaer, Wagstaff y Lindelow (2009).

9.11 Incidencia en teoría

El objetivo de un estudio de incidencia de un programa público vigente es comparar dos distribuciones del ingreso (u otra variable de bienestar): (i) la distribución actual, correspondiente al caso en que el programa existe y (ii) la distribución contrafáctica resultante si el programa no existiera. La diferencia entre ambas distribuciones puede ser interpretada como el impacto redistributivo causal del programa.

Supongamos que hay un programa público en funcionamiento que transfiere dinero en efectivo y bienes, e ignoremos por simplicidad su financiamiento y la existencia de otros programas. Denotemos con $\{x_i^c\}$ a la distribución del ingreso vigente (“con programa”) y con $\{x_i^s\}$ a la distribución del ingreso en la situación contrafáctica en la que el programa no existe (“sin programa”). Dado que el programa está vigente, se trata de un análisis de incidencia *ex post*. El beneficio del programa para cada persona i está dado por

$$(9.1) \quad b_i = x_i^c - x_i^s$$

Un estudio típico de incidencia provee dos resultados principales contruidos a partir de la estimación de la ecuación (9.1): (i) una evaluación del grado de focalización de la política pública, en términos de la participación de los estratos de menores ingresos en los beneficios totales del programa y (ii) una evaluación del impacto redistributivo de la política, lo cual requiere comparar la distribución real $\{x_i^c\}$ con la contrafáctica $\{x_i^s\}$.

Supongamos por simplicidad una población de personas que viven solas, perciben un ingreso por sus actividades de mercado x_i^{cm} y reciben por parte del programa público transferencias monetarias t_i^m y transferencias en especie valoradas en t_i^e (por ejemplo, educación gratuita).² El ingreso x_i^c es entonces

$$(9.2) \quad x_i^c = x_i^{cm} + t_i^m + t_i^e$$

En ausencia de políticas públicas, el ingreso de la persona i es simplemente su ingreso de mercado x_i^{sm}

$$(9.3) \quad x_i^s = x_i^{sm}$$

Nótese que existen múltiples razones por las cuales el ingreso de mercado en presencia de la intervención x_i^{cm} puede ser diferente del ingreso en ausencia x_i^{sm} . Supóngase, por ejemplo, que el gobierno transfiere \$100 a una persona pobre, que usa esos fondos de colateral para acceder a un préstamo informal que le permite comprar un teléfono celular con el cual incrementa

² En este ejemplo las actividades de mercado pueden incluir transferencias de otros hogares u organismos no gubernamentales.

en \$50 sus ganancias mensuales como vendedor callejero (neto del repago del préstamo). En este caso el ingreso de mercado post-intervención x_i^{cm} es \$50 superior al ingreso en ausencia de subsidios x_i^{sm} . Supóngase alternatively que una ONG, enterada que ahora el gobierno transfiere \$100 a una persona pobre, deja de otorgarle un subsidio en alimentos por \$20. En este ejemplo el ingreso x_i^{cm} resulta \$20 inferior al ingreso x_i^{sm} .

Combinando las ecuaciones (9.1) a (9.3)

$$(9.4) \quad b_i = t_i^m + t_i^e + (x_i^{cm} - x_i^{sm})$$

La estimación de los beneficios individuales del programa público b_i requiere tres pasos: (i) obtener información sobre las transferencias monetarias t_i^m recibidas por cada persona, (ii) obtener información y valorizar las transferencias en especie t_i^e y (iii) estimar los cambios en el ingreso de mercado ($x_i^{cm} - x_i^{sm}$) que pudieran haber sido generados por la presencia de la política pública. El primer punto no ofrece dificultades significativas si contamos con encuestas que releven información sobre ingresos provenientes de subsidios monetarios estatales. El segundo punto resulta más complicado dado que por un lado muchas encuestas no contienen información detallada sobre transferencias en bienes y servicios, y por otro lado el ejercicio de valorizarlas es conceptualmente complicado. Supóngase que un niño recibe una vacuna gratuita contra la polio en un hospital público; la estimación y traducción en términos monetarios del valor de la vacuna para el niño y su familia es un tema complejo, plagado de problemas conceptuales y empíricos, algunos de los cuales son discutidos más adelante.

La ecuación (9.4) exige como tercer paso para la estimación de b_i la consideración del cambio en los ingresos de mercado debido a la existencia del programa. Este paso implica un desafío metodológico formidable ya que x_i^{sm} es un valor contrafáctico, obviamente no observable. La sección 9.3 examina este punto con mayor detalle.

9.2. Un estudio á icl e incidencia

Los típicos estudios de incidencia (*benefit-incidence analysis*) realizan algunos supuestos simplificadores que permiten estimar (9.4) de manera sencilla.³ En primer lugar, se asume que solo los usuarios o participantes directos se benefician de un programa social. Este supuesto implica ignorar los potenciales beneficios generados en aquellas personas que no usan directamente el servicio provisto públicamente (externalidades) y en los factores empleados para producir el servicio. En el caso de la educación primaria pública, por ejemplo, este supuesto implica considerar como beneficiarios a los alumnos de las escuelas públicas y sus familias, quienes no deben pagar por la educación del niño, e ignorar como beneficiarios al res-

³ Ver Aaron y McGuire (1970), Meerman (1979), Selowsky (1979), Van de Walle y Nead (1995), y Demery (2003).

to de la sociedad, en particular a los maestros, quienes podrían verse perjudicados (seguramente en el corto plazo y quizás en el largo plazo) si el gobierno decidiera no proveer más educación pública. Naturalmente, el supuesto de restringir el conjunto de beneficiarios a los participantes del programa implica ignorar las repercusiones y efectos de equilibrio general que pueda generar el gasto en el programa.⁴

Una vez identificados los beneficiarios debe estimarse el valor del beneficio que el programa genera en cada uno. La práctica usual en esta etapa es (i) ignorar ajustes en el comportamiento, es decir, asumir que $x_i^s = x_i^{cm}$, (ii) estimar el beneficio de una transferencia monetaria por su valor nominal t_i^m y (iii) estimar el beneficio de un subsidio en especie (bienes o servicios) en función del costo de provisión para el Estado c_i . Lo usual, de hecho, es asumir que ese costo no varía entre beneficiarios, o lo hace solo en función de alguna variable (por ejemplo, por área geográfica). Por ejemplo, es usual que el beneficio de la educación pública primaria gratuita en una determinada área se asuma idéntico para todos los participantes, e igual al gasto público total en ese servicio dividido el número de asistentes en esa zona.

Como discutimos extensamente en el capítulo 3, las personas comparten los recursos en el hogar en el que viven. De hecho, el supuesto usual es que la distribución intrahogar es perfectamente igualitaria. En consonancia, se asume que los beneficios de un programa se distribuyen igualitariamente al interior del hogar, con independencia de quién sea el receptor del subsidio. En el caso de la educación pública gratuita el hogar se beneficia al no tener que afrontar el costo de provisión, y el ahorro resultante beneficia por igual a todos los miembros del hogar.

En resumen, para toda persona i perteneciente al hogar h con N_h miembros

$$(9.5) \quad b_i = \frac{1}{N_h} \sum_{j \in h} t_j^m \quad \text{en el caso de transferencias monetarias}$$

$$(9.6) \quad b_i = \frac{1}{N_h} \sum_{j \in h} c_j 1(j \in B) \quad \text{en el caso de transferencias en especie}$$

donde B es el conjunto de usuarios directos del programa.

Para implementar un estudio de incidencia, es necesario contar con (i) información del gasto público en cada programa y (ii) una encuesta que releve la participación de las personas en los programas públicos vigentes y que incluya algún indicador de bienestar individual.⁵ Dados estos requerimientos, si bien la literatura sobre incidencia distributiva de los programas públicos se desarrolló en la década de 1970 (Aaron y McGuire, 1970; Meerman, 1979; Selowsky, 1979), recién proliferó en las últimas dos décadas, alentada por la multiplicación

⁴ Por ejemplo, el mayor gasto público en educación podría implicar un déficit imposible de financiar que desemboque en un proceso inflacionario que afecte a toda la población. O, alternativamente, el mayor gasto público en educación puede estimular la demanda agregada y aliviar el efecto de una recesión, favoreciendo a toda la población.

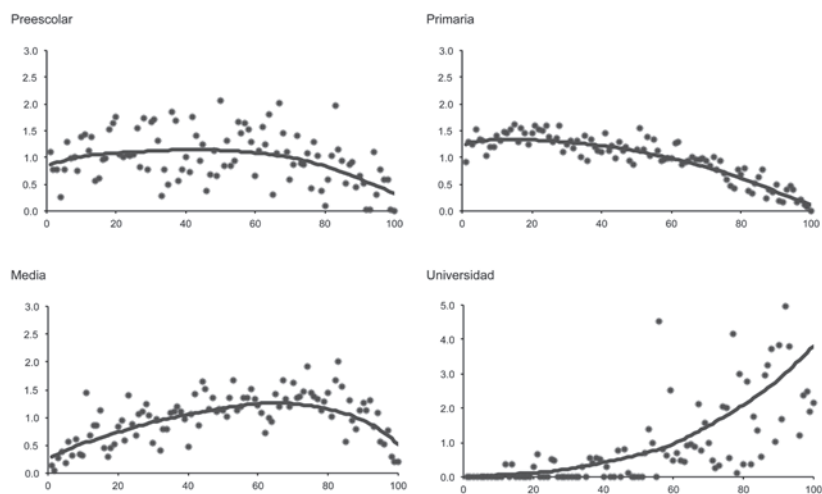
⁵ Los gobiernos latinoamericanos suelen publicar información de gastos públicos por programa o conjunto de programas. CEPALSTAT incluye información sobre gasto público social en los países de la región.

de encuestas de hogares y la mayor facilidad de acceso a las cuentas públicas (Van de Walle y Nead, 1995; Bourguignon y da Silva, 2003; Demery, 2003).⁶

Algunos estudios de incidencia se contentan con estimar el grado de focalización de cada programa, sin calcular su impacto sobre la distribución del ingreso. Para este fin, si se asumen beneficios uniformes entre participantes, no es necesario estimar costos unitarios c , alcanzando con una variable binaria que identifique a los beneficiarios.

Veamos un ejemplo concreto de un estudio de incidencia: la educación pública en Nicaragua. La figura 9.1 muestra la participación de cada percentil en la distribución de beneficiarios de la educación pública, por nivel educativo, junto con una estimación no paramétrica que brinda una ilustración suavizada. La educación pública primaria en Nicaragua es *pobre*, ya que la participación en la distribución de beneficios es decreciente en el nivel de consumo. Lo contrario ocurre en el caso de la educación superior, cuya estructura es *pobrica*. La sección 9.5 de este capítulo extiende la discusión de estas definiciones.

Figura 9.1
Distribución de beneficiarios de la educación pública por percentiles
Nicaragua, 2005



Fuente: Gasparini *et al.* (2007).

Nota: Percentiles de gasto de consumo per cápita familiar.

Nota: cada punto indica la participación de un percentil en el total de beneficiarios del nivel educativo. La línea continua suaviza la nube de puntos.

⁶ En un estudio pionero para América Latina, Petrei (1989) estudia, mediante un análisis comparativo, el impacto distributivo de los gastos públicos en educación, salud, seguridad social, vivienda, agua potable y alcantarillado para cinco países de la región.

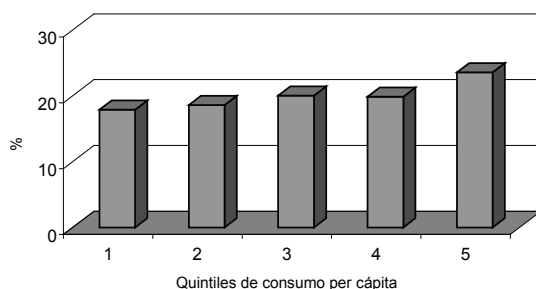
La incorporación de información de erogaciones públicas permite calcular costos medios por nivel educativo y estimar el impacto redistributivo del gasto. Gasparini *et al.* (2007) reportan que el gasto público en educación primaria implicó una caída de 1.6 puntos del coeficiente de Gini de la distribución del consumo per cápita familiar en Nicaragua 2005, mientras que el gasto en educación superior implicó un aumento de 0.32 puntos del Gini.

La incidencia agregada del gasto público en educación (u otra área del gasto) es la suma ponderada de la incidencia de cada programa educativo. Indexando con k a los distintos programas, la participación del grupo j (por ejemplo, quintiles) en los beneficios del gasto en educación es

$$(9.7) \quad s_j = \sum_k s_j^k g_k$$

donde s_j^k es la participación del grupo j en los beneficios del programa k y g_k es la participación del programa k en el gasto total en educación. Nótese que s_j depende entonces de la estructura de asignación del gasto público en educación entre los distintos programas. La figura 9.2 muestra la estructura de incidencia por quintiles del gasto público en educación en Nicaragua 2005. La educación pública resulta ser pro-pobre en el agregado, aunque su grado de focalización es bajo, dado el fuerte grado pro-rico de la educación superior, un programa presupuestariamente muy relevante.

Figura 9.2
Distribución del gasto público en educación
Nicaragua, 2005



Fuente: Gasparini *et al.* (2007).

2.3E p l o n d i n d i c i e n c i a m e d i a t e d e s c m p o s i c i o n e s

Es relevante explorar las razones inmediatas detrás de la estructura de incidencia de un programa. Sigamos con el ejemplo educativo. En general, la educación primaria pública en América Latina es *pro-pobre* por dos razones fundamentales: (i) las familias de menores recursos tienen más hijos en edad escolar y (ii) mientras que casi la totalidad de los hogares de bajos ingresos utilizan las escuelas públicas, una fracción significativa (y creciente) de los hogares de mayores ingresos envían a sus hijos a escuelas privadas. Una descomposición simple ilustra estos dos efectos. La participación del grupo j (típicamente, un percentil) en los beneficios del gasto en escuelas primarias públicas se estima como

$$(9.8) \quad s_j = \frac{A_j^p c_j}{A^p c}$$

donde A^p indica el número de asistentes a las escuelas primarias públicas y c los costos medios de provisión. Sea M el número de personas en el grupo objetivo del programa (niños en edad escolar) y A el total de asistentes a la educación primaria (pública y privada). Definamos $m_j = M_j/M$ a la participación de j en la población objetivo, $a_j = A_j/M_j$ a la tasa de asistencia a la escuela primaria en el grupo j , y $p_j = A_j^p/A_j$ a la proporción de asistentes que eligen la provisión pública en el grupo j . Es posible reescribir a s_j como

$$(9.9) \quad s_j = m_j \frac{a_j p_j c_j}{a p c}$$

Existen cuatro razones identificables en la ecuación (9.9) por las cuales s_j puede diferir entre grupos j : (i) que la distribución de personas en la población objetivo no sea uniforme, (ii) que la tasa de asistencia difiera entre grupos, (iii) que la proporción de los que eligen provisión pública no sea idéntica y (iv) que los costos medios de provisión varíen por grupo. El cuadro 9.1 reporta los valores de m_j , a_j y p_j por quintiles para el caso de la educación primaria y secundaria en Nicaragua, asumiendo costos de provisión iguales ($c_j=c$). Nótese que la mayor incidencia del subsidio público a la educación primaria en el quintil 1 es producto de una sustancial mayor proporción de niños en ese estrato y, en menor medida, de una mayor tasa de asistencia a establecimientos públicos. La inferior tasa de asistencia (a_j) en ese estrato no alcanza a revertir el resultado global. Esto sí ocurre en el nivel secundario, donde la tasa de asistencia de los pobres es muy baja, factor que determina una participación menor en los beneficios de la provisión pública de ese servicio.

Cuadro 9.1

Descomposición de la estructura de incidencia por quintiles

Educación primaria y secundaria pública

Nicaragua, 2005

Primaria		1	2	3	4	5	Total
Niños [7-12] (% del total)	mj	26.2	22.8	21.1	18.3	11.8	100.0
Tasa de asistencia primario	aj	79.1	87.6	93.8	94.1	95.1	88.7
Tasa de asistencia pública	pj	99.8	98.9	94.9	84.8	55.1	90.0
Incidencia		25.9	24.7	23.5	18.3	7.7	100.0

Media		1	2	3	4	5	Total
Jóvenes [13-17] (% del total)	mj	22.3	23.6	20.0	18.1	15.9	100.0
Tasa de asistencia secundario	aj	17.4	30.7	52.3	65.0	75.7	45.5
Tasa de asistencia pública	pj	92.3	89.4	87.1	73.4	56.7	76.3
Incidencia estimada		10.4	18.6	26.3	25.0	19.7	100.0

Fuente: Gasparini *et al.* (2007).

Es posible profundizar la caracterización de los cambios en la estructura de incidencia aplicando *microdescomposiciones*. La idea detrás de esta metodología consiste en simular la decisión contrafáctica de consumir un servicio en el sector público en el momento t_1 , si ciertos factores fueran aquellos del momento t_2 (en lugar de los observados en t_1). Sea b_{ijt} una variable binaria que identifica si la persona i consume el servicio j en el sector público en el momento t . Puede escribirse, $b_{ijt} = q_{ijt} a_{ijt} p_{ijt}$, donde q es igual a 1 si la persona califica para el servicio y 0 en otro caso, a es igual a 1 si la persona usa el servicio dado que es elegible, y p es igual a 1 si la persona elige la provisión pública gratuita, dado que consume el servicio. Es usual asumir que q es determinístico, dependiendo de un vector de características observables X y de un vector de parámetros α que determina la regla de acceso al servicio; es decir, $q_{ijt} = Q(X_{it}, \alpha_{jt})$. Las variables a y p , en cambio, son estocásticas y dependen de X , de parámetros β_{jt} y γ_{jt} y de factores inobservables u_{it}

$$(9.10) \quad a_{ijt} = A(X_{it}, u_{it}, \beta_{jt}) \quad p_{ijt} = P(X_{it}, u_{it}, \gamma_{jt})$$

Una medida de la incidencia distributiva del programa j es una combinación de la distribución de b y de ciertas características Y del vector X , típicamente el ingreso familiar ajustado por factores demográficos (por ejemplo, el ingreso per cápita)

$$(9.11) \quad I_{jt} = I(\{b_{ijt}\}, \{Y_{it}\})$$

Luego,

$$(9.12) \quad I_{jt} = F(\{X_{it}\}, \{u_{it}\}, \alpha_{jt}, \beta_{jt}, \gamma_{jt})$$

Es posible descomponer el cambio en I entre t_1 y t_2 en tres efectos. El efecto “participación”

captura el cambio de la incidencia resultante de un cambio en los parámetros que gobiernan la decisión de consumir un servicio (β)

$$(9.13) \quad PA_j = F(\{X_{it2}\}, \{u_{it2}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt2}, \gamma_{jt2}) - F(\{X_{it2}\}, \{u_{it2}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt1}, \gamma_{jt2})$$

El efecto “provisión pública” mide el cambio de la incidencia como consecuencia de cambios en los parámetros que gobiernan la decisión de optar por la provisión público/privada del servicio (γ)

$$(9.14) \quad PP_j = F(\{X_{it2}\}, \{u_{it2}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt1}, \gamma_{jt2}) - F(\{X_{it2}\}, \{u_{it2}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt1}, \gamma_{jt1})$$

El efecto “características de la población” mide los cambios en la incidencia resultantes de cambios en la distribución de características observables e inobservables de la población.

$$(9.15) \quad PO_j = F(\{X_{it2}\}, \{u_{it2}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt1}, \gamma_{jt1}) - F(\{X_{it1}\}, \{u_{it1}\}, \alpha_{jt2}, \beta_{jt1}, \gamma_{jt1})$$

Assumiendo que α no cambia, el cambio en I en el tiempo se expresa como⁷

$$(9.16) \quad \Delta I_j = PA_j + PP_j + PO_j$$

En una implementación típica de esta metodología, el analista observa Q , α y X , asume una forma funcional para A y P , propone un índice I y estima los parámetros β y γ , y el vector de inobservables u . Gasparini (2006) aplica esta metodología al caso de varios servicios de salud en Argentina y encuentra que la caída sustancial en el grado de focalización entre 1997 y 2001 corresponde en gran medida al efecto “características”. La fuerte caída de los ingresos en los estratos medios de la población argentina en el período considerado - que coincide con una grave crisis económica en ese país - implicó cambios en las decisiones de salud de esos grupos a favor de los hospitales públicos, lo cual redujo el grado focalización de los servicios sanitarios estatales en los más pobres.

2.4. Resultados para América Latina

Varios países desarrollados han incorporado la práctica de realizar estudios de incidencia de programas estatales al momento de cada discusión presupuestaria. Desafortunadamente, los países de América Latina no comparten esta costumbre, aunque el interés político y académico por estos temas es creciente. En esta sección ilustramos algunos resultados típicos de los estudios de incidencia del gasto público social en la región.⁸

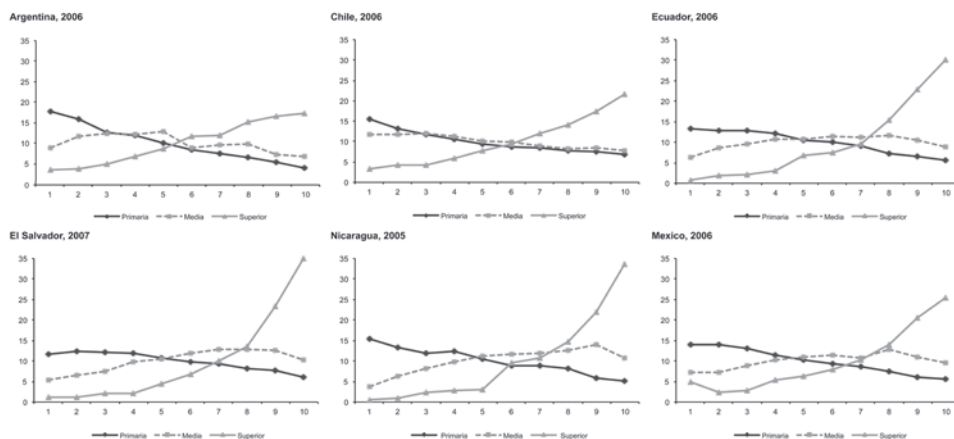
Los trabajos existentes sobre el sector educativo arrojan resultados semejantes a los re-

⁷ La metodología es *path-dependent*, por lo que es conveniente explorar los resultados de distintas secuencias de la descomposición.

⁸ Herschel (1964), Tanzi (1974), Selowsky (1979) y Petrei (1988) son antecedentes de estudios de incidencia en la región. Von Amsberg *et al.* (2003) para Brasil, Bravo *et al.* (2002) para Chile, Vélez y Foster (2003) para el caso de Colombia, y Scott (2004) para México.

portados anteriormente para Nicaragua. La figura 9.3 reafirma estas conclusiones, ilustrando la distribución de asistentes a escuelas públicas por deciles de ingreso per cápita en varios países de la región.

Figura 9.3
Distribución de los asistentes a la educación pública primaria, secundaria y superior
Por deciles de ingreso per cápita familiar



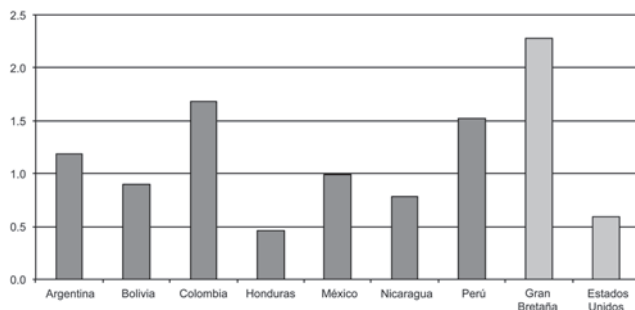
Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

La educación primaria es pro-pobre en todos los países. La estructura de incidencia de la educación media suele tener forma de U invertida, debido a que los jóvenes de familias de ingresos bajos tienen menores tasas de asistencia al secundario, y los de ingresos superiores asisten en mayor proporción a establecimientos privados. Por su parte, la educación terciaria y universitaria es pro-rica en todos los países, dada la escasa asistencia de los jóvenes de estratos socioeconómicos bajos y medios a ese nivel.

La figura 9.4, elaborada sobre la base de Breceda, Rigolini y Saavedra (2009), compara los resultados agregados de incidencia en educación entre varios países de la región, ilustrando el cociente de beneficios entre los quintiles de ingreso 1 y 5. El gasto estatal resulta más orientado hacia los pobres en Colombia y Perú, y menos en Bolivia, Honduras y Nicaragua. El gráfico agrega los resultados en dos países desarrollados: el gasto agregado en educación es muy pro-pobre en Gran Bretaña y pro-rico en Estados Unidos.

Figura 9.4

Cociente de beneficios de gasto en educación entre quintiles 1 y 5



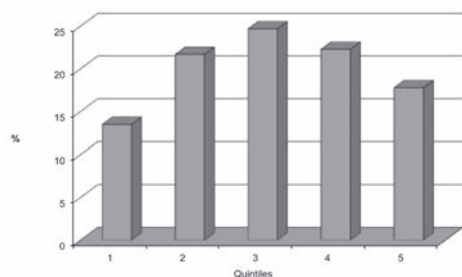
Fuente: Elaboración propia sobre la base de Breceda, Rigolini y Saavedra (2009).

Los estudios de incidencia en el sector salud suelen ser más complejos que en educación, ya que la variedad de servicios es mayor, la estructura de financiamiento es más compleja y la disponibilidad de información suele ser menor. De hecho, mientras que varias encuestas de empleo e ingresos en América Latina incluyen información sobre el tipo de escuela a la que asiste un niño o joven, en general, solo las encuestas de condiciones de vida (ECV) contienen preguntas sobre el uso de servicios de salud. El costeo de los servicios específicos que brinda gratuitamente el Estado es particularmente relevante en este sector. Dos personas pueden declarar haber usado un hospital público, pero si la primera realizó una consulta corta de rutina, mientras que a la segunda se le realizó una operación compleja que demandó internación y estudios, es claro que los beneficios que obtuvieron de la provisión gratuita son muy distintos. Siempre que se cuente con información, es recomendable llevar cada servicio a una unidad comparable (“consultas equivalentes”) utilizando costos de algún nomenclador médico.

La figura 9.5 muestra los resultados de incidencia para el gasto en atención médica hospitalaria en Honduras 2004. La participación en los beneficios es menor entre los más pobres, fundamentalmente por su menor acceso a hospitales: buena parte de la población pobre en Honduras habita zonas rurales, alejadas de los hospitales públicos.⁹

⁹ Ver Demery, Sen y Vishwanath (1995) para otros resultados en América Latina.

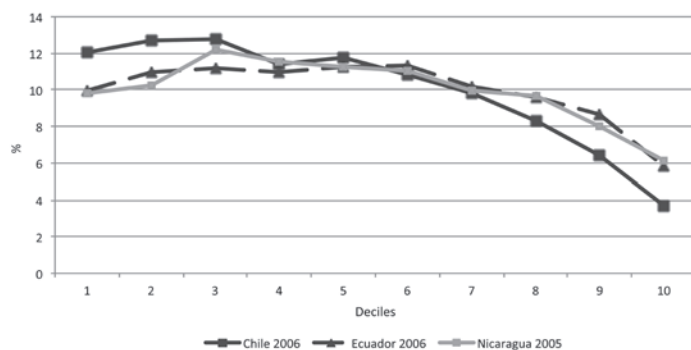
Figura 9.5
Incidencia distributiva del gasto en atención médica hospitalaria
Proporción de beneficios totales por quintiles
Honduras, 2004



Fuente: Elaboración propia.
 Nota: Quintiles de gasto de consumo per cápita familiar.

La figura 9.6 muestra la proporción de personas por deciles de ingreso per cápita familiar que declaran haber recibido atención médica en establecimientos públicos en Chile, Ecuador y Nicaragua. En los tres casos, la estructura de incidencia es aproximadamente uniforme hasta el centro de la distribución de ingresos y luego fuertemente decreciente.

Figura 9.6
Distribución de beneficiarios de atención médica pública

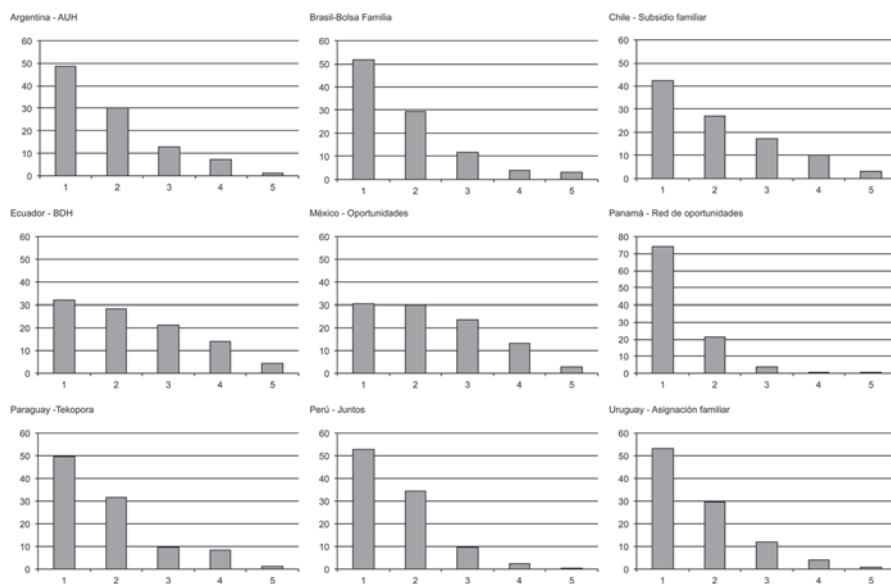


Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Los programas masivos de transferencias de ingreso (PTI) son componentes centrales en las estrategias de alivio y combate a la pobreza en muchos países del mundo. En América Latina han proliferado los PTI condicionales a la asistencia escolar en niños y jóvenes, y a ciertos controles básicos de salud. Estos programas tienen un doble propósito: (i) aliviar la pobreza corriente mediante subsidios monetarios directos y (ii) reducir la vulnerabilidad en el futuro, fomentando la acumulación de capital humano mediante la implementación de condicionali-

dades.¹⁰ México implementó a fines de los noventa un programa precursor de transferencias monetarias condicionadas masivo, el *Programa de Educación, Salud y Alimentación* (PROGRESA), luego rebautizado *Oportunidades*; programas semejantes fueron luego adoptados en casi todos los países de la región. Pese a su masividad, estos programas suelen estar bien focalizados en la población de menores recursos. La figura 9.7 muestra la distribución de beneficiarios de un conjunto de PTI en América Latina. La participación en las transferencias totales del quintil más pobre es de alrededor del 50% en la mayoría de los países.¹¹

Figura 9.7
Distribución de beneficios de programas de transferencias condicionadas de ingreso
Por quintiles de ingreso per cápita familiar



Fuente: Gasparini (2011).

El cuadro 9.2 reporta indicadores de pobreza y desigualdad alternativos, computados (i) sobre la distribución del ingreso observado, que incluye las transferencias de los PTI, y (ii) sobre la distribución contrafáctica que surge de ignorar esas transferencias y suponer que nada más cambia. Si aceptamos el supuesto de invarianza de los comportamientos ante la presencia del programa público, los valores del cuadro 9.2 pueden ser tomados como buenas aproximaciones del impacto de los PTI sobre la pobreza y la desigualdad monetaria. Nótese que el efecto sobre la pobreza es mayor en términos proporcionales cuando se miden priva-

¹⁰ Ver Fiszbein y Schady (2009), Ferreira y Robalino (2010) y CEPAL (2010) como ejemplos de una creciente literatura.

¹¹ Como es de esperar, el grado de focalización está inversamente relacionado con el grado de cobertura del programa. Gasparini (2011) reporta un coeficiente de correlación lineal de -0.70, significativo al 1%.

ciones con un índice que asigna mayor peso a la cola inferior de la distribución. Por ejemplo, mientras que en Argentina el programa de Asignación Universal por Hijo reduce la tasa de incidencia en un 30%, la caída asciende al 71% si se la mide con el FGT(2). La magnitud relativa del impacto sobre la pobreza depende también del nivel inicial de la pobreza y, por supuesto, del grado de cobertura y focalización del programa.

Cuadro 9.2

Pobreza y desigualdad con y sin programas de transferencias de ingresos Ejercicio que ignora ajustes de comportamiento

	Argentina		Ecuador		México		Perú		Uruguay	
	Con PTI	Sin PTI	Con PTI	Sin PTI	Con PTI	Sin PTI	Con PTI	Sin PTI	Con PTI	Sin PTI
Impacto sobre pobreza (LP USD 2.5)										
FGT(0)	6.1	8.0	15.9	19.2	12.3	14.5	18.3	19.1	2.8	4.5
FGT(1)	2.3	3.5	5.9	8.3	4.8	6.3	6.4	7.1	0.6	1.2
FGT(2)	1.4	2.3	3.4	5.3	2.9	4.0	3.1	3.6	0.2	0.5
Impacto sobre desigualdad										
Ratio 10/1	20.7	23.4	25.5	31.0	23.4	28.7	25.9	28.5	18.0	20.8
Share decil 1	1.6	1.4	1.5	1.3	1.6	1.3	1.4	1.3	1.9	1.7
Gini	0.442	0.444	0.489	0.503	0.473	0.484	0.481	0.485	0.453	0.462
Atkinson (2)	0.558	0.743	0.589	0.646	0.573	0.621	0.571	0.590	0.485	0.522

Fuente: Gasparini (2011). Los PTI considerados son: Argentina, Asignación Universal por Hijo; Ecuador, Bono de Desarrollo Humano; México, Oportunidades; Perú, Juntos; Uruguay, Asignaciones Familiares. En todos los casos las estimaciones corresponden al año 2010. Todos los cambios reportados son estadísticamente significativos al 5%.

Varios países latinoamericanos tienen sistemas de seguridad social relativamente desarrollados, gracias a los cuales la población con empleo formal tiene derecho a percibir pensiones desde el momento del retiro y, en algunos casos, está asegurada contra ciertos riesgos del trabajo, entre ellos el desempleo.¹² Los beneficios del sistema de pensiones y seguros se encuentran concentrados en la población no pobre, ya que es esta la más propensa a obtener empleo en el sector formal de la economía. Adicionalmente, los beneficios jubilatorios están en parte asociados a las contribuciones realizadas a lo largo de la vida laboral, por lo que trabajadores de ingresos más altos reciben al momento del retiro pensiones más elevadas. Claramente, en beneficios tan asociados a aportes previos como las pensiones contributivas, el análisis de incidencia debe ser amplio y no ignorar la forma en que estos gastos son financiados. En un extremo, si todo trabajador recibe como beneficio exactamente lo que aportó, el sistema previsional resulta totalmente neutral pese a que la distribución de sus beneficios puede estar muy desigual.¹³

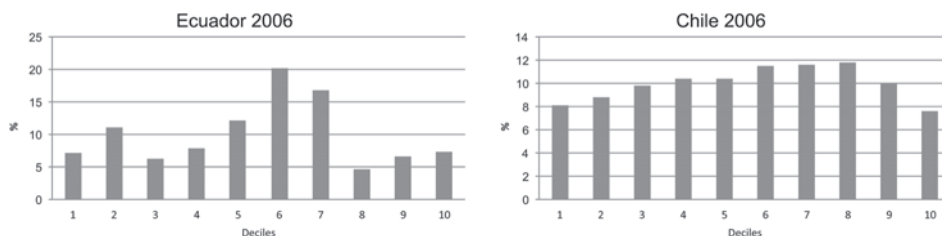
¹² En algunos pocos casos el beneficio de las pensiones se extiende a adultos mayores que no participaron en el mercado laboral formal.

¹³ En un reciente estudio Forteza (2011) evalúa el impacto de los programas de seguridad social en la distribución del ingreso laboral a lo largo de la vida en Argentina, Brasil, Chile, México y Uruguay, concluyendo que los programas de reparto y mixtos redistribuyen más que los programas con cuentas de ahorro.

Los programas de vivienda son, a menudo, justificados como instrumentos redistributivos y de alivio a la pobreza. En la práctica, no siempre resultan pro-pobres ya que suelen beneficiar a hogares urbanos (que son en promedio menos pobres que los rurales), y en ocasiones son capturados por grupos de ingresos medios. La figura 9.8 ilustra la estructura de beneficiarios de programas de vivienda implementados en Chile y Ecuador.

Figura 9.8

Distribución de beneficiarios de programas de vivienda



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

La clase de resultados mostrados en esta sección es útil para contribuir al debate sobre el gasto público y su asignación. Sin embargo, como cualquier resultado sencillo debe ser tomado con prudencia. Por ejemplo, la evidencia de que en un país el gasto en educación está muy focalizado en la población pobre es consistente con realidades muy diversas: puede ser consecuencia de la acción deliberada de un gobierno con restricciones de recursos que elige focalizarlos en los más necesitados, construyendo buenas escuelas solo en los barrios más carenciados, pero también puede ser consecuencia de un gobierno que descuida la educación y genera que las familias con más recursos abandonen los establecimientos públicos, a los que solo asisten personas pobres que no pueden afrontar el costo de una educación mejor. En ambos casos el resultado de incidencia es el mismo (y es útil conocerlo), pero su evaluación normativa depende de las circunstancias que lo generan.

9.3. Incidencia: extensiones

La metodología básica de incidencia descrita en la sección anterior tiene un conjunto de limitaciones importante que la literatura económica ha ido afrontando gradualmente. En esta sección discutimos varias extensiones del enfoque básico.

⌘ Ajustes en el comportamiento

Los estudios básicos de incidencia hacen un supuesto simplificador fundamental al asumir que la presencia del programa no genera cambios en el comportamiento de los individuos, por lo que el ingreso contrafáctico en el escenario de ausencia del programa x_i^s es igual al ingreso de mercado observado x_i^{cm} . Este supuesto simplifica enormemente la estimación de b_i en (9.4) y transforma un estudio de incidencia básico en un ejercicio de identificación de beneficiarios por estratos.

El supuesto $x_i^s = x_i^{cm}$ puede ser bueno como aproximación en algunos casos, pero difícilmente se ajuste estrictamente a la realidad. Es muy probable que la presencia de una transferencia desde el gobierno a una familia genere cambios en el comportamiento de esa familia o de otros agentes económicos que modifiquen el ingreso del hogar. En algunos casos los cambios pueden ser grandes. Supóngase una persona que tiene la posibilidad de trabajar en un empleo por una suma M , pero decide permanecer desocupada para recibir una transferencia de un programa público focalizado en el desempleo de exactamente M pesos. Si el programa fuese discontinuado esta persona decidiría aceptar el empleo, por lo que en este caso (extremo) el impacto real del programa sobre el ingreso es 0, y no los M pesos que registraría un estudio básico de incidencia.

El problema fundamental para el analista es que es imposible conocer cuál es el ingreso contrafáctico x_i^s de la persona en ausencia del programa, y su estimación no es sencilla. La literatura de evaluación de impacto con ajustes de comportamiento es extensa, creciente y sumamente interesante. En lo que sigue se incluye un brevísimo resumen de algunos puntos centrales.¹⁴

El procedimiento habitual consiste en estimar el resultado contrafáctico de las personas que participan en el programa (grupo de *tratamiento*) a partir del resultado de personas “parecidas” que no son beneficiarios directos de la política (grupo de *control*). La manera ideal de asegurarse que las personas del grupo de control sean parecidas a las tratadas es construir un *experimento* en el que los agentes sean aleatoriamente asignados a uno u otro grupo. En este caso, en promedio, las personas que participan del programa serán iguales a las que no parti-

¹⁴ Ver Heckman, Lalonde y Smith (1999), Lee (2005) y Ravallion (2005) como ejemplos de esta literatura.

cipan, por lo que podemos con confianza estimar el contrafáctico x_i^s a partir de la observación del ingreso (o cualquier otra variable de interés) de aquellas personas en el grupo de control.¹⁵ La construcción de experimentos es, de hecho, la herramienta central de investigación en muchas disciplinas científicas.

En la realidad, en general no es posible (ni deseable) asignar un programa de manera aleatoria en la población. En este caso, para realizar la evaluación debemos esforzarnos en seleccionar un grupo de control lo más parecido posible al de tratamiento. Para ello son frecuentes las técnicas de emparejamiento (*matching*) que permiten identificar en la población no tratada a las personas más parecidas a cada una de las del grupo de tratamiento. Naturalmente, es difícil que el éxito en este intento sea total: las personas que participan de un programa seguramente tienen características inobservables para el analista que, en promedio, difieren de las que no participan. Existen algunas técnicas para aliviar los problemas derivados de no contar con un grupo de control perfecto. El siguiente ejemplo ilustra las alternativas más básicas. El cuadro 9.3 muestra los ingresos de dos grupos de personas: aquellas que participan en el programa y forman parte del grupo de tratamiento T , y aquellas que tienen características observables parecidas y que forman parte del grupo de control C . Asumamos que al interior de cada grupo las personas son todas iguales y que el gobierno introduce un programa de transferencias entre t_1 y t_2 que otorga \$100 a las personas en T . El cuadro registra el ingreso total, que coincide con el de mercado en todos los casos, salvo en t_2 donde se incluyen los \$100 de la transferencia al grupo de tratamiento.

Cuadro 9.3
Ingresos observados en cada período

Grupo	t_1	t_2
T	40	30+100=130
C	45	50

¿Cuál es el verdadero impacto del programa b_i sobre las personas en T ? La respuesta no es evidente: observamos que el ingreso con el programa es \$130, pero no sabemos cuál sería el ingreso contrafáctico si el programa no existiera. Existen al menos cuatro estimaciones posibles de esa incógnita, derivables a partir del cuadro 9.3. La estimación simple de un estudio de incidencia básica es $b_i=100$, es decir, el beneficio coincide con el monto efectivamente transferido por el gobierno, ignorando todo posible ajuste en el comportamiento. En este caso se asume que en ausencia del programa la persona obtendría exactamente los mismos \$30 en

¹⁵ El programa PROGRESA de México fue inicialmente asignado entre comunidades rurales de manera aleatoria, lo que permite un análisis de incidencia explotando el diseño experimental. Ver Parker y Skoufias (2001) y Gertler (2004) como parte de una vasta literatura.

el mercado que obtiene actualmente (en t_2). En síntesis, $b_i = t_i^m + (x_i^{cm} - x_i^{sm}) = 100 + (30 - 30) = 100$.

Una segunda posibilidad es estimar el impacto a través del cambio *antes/después* de la transferencia. En el ejemplo $b_i = 100 + (30 - 40) = 90$. La persona recibe una transferencia de \$100, pero su ingreso de mercado cae \$10 (desde \$40 antes de la transferencia a \$30 después de esta). Nótese que esta sería una buena estimación del efecto causal del programa si nada hubiese cambiado entre t_1 y t_2 , más allá de la incorporación del programa. La realidad, sin embargo, suele ser muy dinámica, por lo cual los ingresos de las personas pertenecientes a T seguramente cambian entre t_1 y t_2 por una infinidad de razones adicionales a la presencia del programa de transferencias. El ingreso de mercado de las personas en T puede, por ejemplo, haber caído de \$40 a \$30 por efecto de una crisis económica y no por un ajuste en el comportamiento de los beneficiarios ante la existencia del plan.

Una tercera posibilidad, si se cuenta solo con datos en t_2 , es estimar la incidencia como la diferencia en el ingreso entre los tratados y los del grupo de control, es decir, $b_i = 100 + (30 - 50) = 80$. Esta estimación de *diferencias simples* sería correcta si el grupo C solo difiriera de T por su no participación en el programa, por lo que el ingreso de una persona tratada en el contrafáctico de ausencia del programa sería semejante al ingreso de una persona en el grupo de control. En la realidad, sin embargo, es difícil construir grupos de control iguales a los de tratamiento, dado que la asignación del programa no es generalmente aleatoria, por lo que es esperable que el ingreso de ambos grupos difiera en t_2 .

Una cuarta posibilidad, si se cuenta con datos de panel, es estimar b_i a través de *diferencias dobles*, comparando el cambio en el ingreso (antes y después de la intervención) de los tratados con el cambio en el ingreso de los individuos del grupo de control. En el ejemplo $b_i = 100 + (30 - 40) - (50 - 45) = 85$. Esta estimación sería precisa si, en ausencia del programa, el *cambio* en el ingreso de los tratados fuera semejante al del grupo de control. Nótese que este estimador reconoce que C y T pueden diferir en sus niveles de ingreso, aunque asume que sin el programa evolucionarían de forma semejante, lo cual no necesariamente se ajusta a la realidad.

Un punto crucial en la metodología de evaluación de impacto es la elección de un buen grupo de control C , es decir, personas que se parezcan lo más posible a aquellas bajo tratamiento. Este requerimiento implica la necesidad de (i) definir qué se entiende por *parecido* y (ii) ponderar a los individuos parecidos para obtener algún promedio de sus ingresos (u otra variable de interés). Sea i una observación en T y j una de las observaciones de su grupo de control. Una opción popular es calcular ponderadores ω_{ij} en función de la similitud de las probabilidades estimadas de participar en el programa (o *propensity scores*) entre i y j (Rosenbaum y Rubin, 1983). Cuanto mayor es esa similitud entre las probabilidades de j e i , más peso tendrá j en el grupo de control de i .

Con un grupo de control C conformado por varios individuos, el estimador de diferencias simples del cambio en el ingreso es

$$(9.17) \quad DS = \frac{1}{N} \sum_{i \in I} (x_{i2} - \sum_{j \in C} \omega_{ij} x_{j2})$$

donde x_{i2} es el ingreso de una de las N personas indexadas con i que participan en el programa en el momento post-intervención t_2 , mientras que x_{j2} es el ingreso de una de las personas j en el grupo de control.

Por su parte, el estimador de diferencias dobles es

$$(9.18) \quad DD = \frac{1}{N} \sum_{i \in I} [(x_{i2} - x_{i1}) - \sum_{j \in C} \omega_{ij} (x_{j2} - x_{j1})]$$

Jalan y Ravallion (2003) utilizan técnicas de emparejamiento para evaluar los beneficios de un programa de transferencias con contraprestación laboral introducido en Argentina en los noventa (*Plan Trabajar*). Para ello, construyen un grupo de control con personas parecidas a los beneficiarios del plan, pero que no participaron de él. El cuadro 9.4 reporta los beneficios netos, para distintos estratos de la distribución del ingreso per cápita antes de la intervención. Nótese cómo las ganancias resultan heterogéneas a lo largo de la distribución y en todos los casos inferiores a los \$200 otorgados por el gobierno.

Cuadro 9.4

Beneficios de un programa de transferencias de ingreso Plan Trabajar, Argentina

Grupos	% de participantes	Beneficio neto \$	Beneficio neto % de ingreso
Ventil 1	6.1	108.6 (210.5)	74.8
Ventil 2	36.5	83.4 (200.4)	24.8
Decil 2	26.7	119.0 (285.4)	26.6
Decil 3	12.6	136.3 (263.9)	23.1
Decil 4	11.8	82.4 (281.8)	13.5
Decil 5	3.5	107.1 (208.3)	14.9
Deciles 6 – 9	2.8	111.2 (278.6)	11.5
Decil 10	0.0	0.0	0.0
Total	100.0	102.6 (247.4)	25.9

Fuente: Jalan y Ravallion (2003).

Nota: Errores estándar entre paréntesis.

Estimaciones correspondientes al método de los 5 vecinos más cercanos.

Ravallion y Galasso (2004) realizan estimaciones de diferencias simples y dobles para evaluar el impacto del programa *Jefes* en Argentina sobre los ingresos de las personas y concluyen que el impacto real sobre los ingresos de los hogares fue sustancial, aunque menor a los \$150 otorgados mensualmente por el programa: \$82 usando diferencias simples y \$103 usando diferencias dobles.¹⁶

9.2. Valorización de las transferencias

En un estudio básico de incidencia, el valor del beneficio de una transferencia en especie se estima a través de su costo unitario de provisión. Típicamente, este se aproxima dividiendo el gasto público en el bien o servicio por el número de beneficiarios.¹⁷ El supuesto implícito crucial detrás de esta valorización es que en ausencia del programa la familia del participante compraría el bien o servicio en el mercado a un precio semejante al del costo de provisión para el Estado. De esta forma, el beneficio de la provisión gratuita es el ahorro de ese costo. En el cálculo del beneficio no se incluyen entonces las consecuencias privadas o sociales (externalidades) de consumir el bien, ya que si el participante no lo hace en el sector público, lo hará en el privado.

El precio de mercado del bien es otra forma posible de valuación. El principal inconveniente es que a menudo no existe un mercado desarrollado para los servicios provistos públicamente y, cuando existe, las características del servicio privado son diferentes a las ofrecidas por el Estado.

Supongamos que el sector público provee gratuitamente a los niños una vacuna contra una enfermedad con graves consecuencias si no se la previene. El costo unitario de la vacuna es bajo, y ese es el valor que imputamos como beneficio individual en un estudio de incidencia básico. Sin embargo, dado que la vacuna salva la vida del niño, ¿no debemos dar cuenta de este enorme beneficio en los cálculos? La metodología típica de incidencia asume implícitamente que, en ausencia de la provisión estatal de vacunas, el beneficiario directo o su familia compraría la vacuna en el sector privado a un precio semejante al costo unitario de provisión estatal. En nuestro ejemplo, la provisión pública no salva la vida del niño, sino que solo le permite ahorrar a la familia el costo de la vacuna.

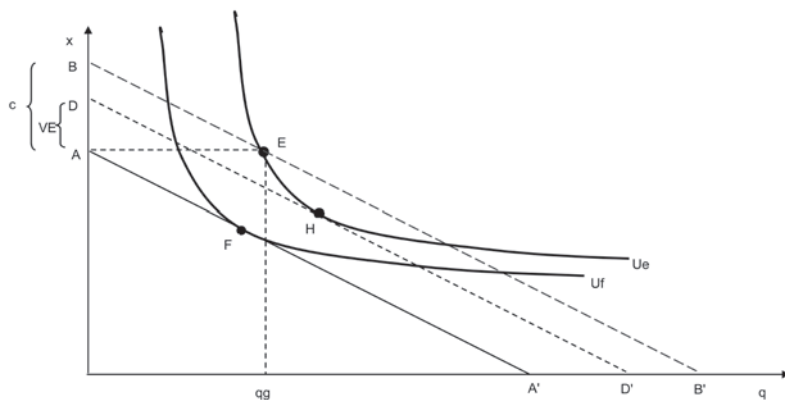
¹⁶ van de Walle y Nead (1995) y Bourguignon y Pereira da Silva (2003) presentan varios ejemplos prácticos de incidencia con ajustes de comportamiento.

¹⁷ Para calcular en la práctica el costo medio de provisión se suelen ignorar las erogaciones de capital y netear la recuperación de costos a través de tarifas y aranceles de los servicios provistos públicamente, si éstos no son gratuitos. El uso del costo medio de provisión de un servicio implica en algunos casos ignorar diferencias en los costos de prestación entre grupos. Por ejemplo, el costo por alumno de las escuelas rurales suele ser superior al de las escuelas urbanas.

Existe una complicación adicional al tema de la valorización de las transferencias públicas en especie que se ilustra en la figura 9.9. Este gráfico muestra la situación de una persona en un mundo con dos bienes: un bien privado x que puede comprarse solo en el mercado y a un precio fijo por unidad igual a 1, y un bien q que se consume en una cantidad fija, pero que varía en calidad. La unidad de calidad tiene un precio p en el mercado. El gobierno provee gratuitamente una calidad q_g a quien quiera participar del programa. Se asume que esa calidad q_g no puede suplementarse con unidades de calidad adicionales compradas en el mercado. En consecuencia, la restricción presupuestaria que enfrenta un individuo es la recta AA' —con pendiente p — más el punto E , disponible gracias al programa público. El gráfico ilustra el caso de bienes y servicios como vivienda, educación o salud, que pueden ser o bien comprados privadamente al nivel de calidad deseado, o consumidos gratuitamente con la calidad fija provista públicamente, pero no ambos. Por ejemplo, una persona puede comprar o alquilar una casa en el mercado a precio p por unidad de calidad, o aceptar un programa público que ofrece vivienda gratuitamente con una determinada calidad q_g . Se asume que si la persona acepta el programa de vivienda público debe habitar esa casa, no pudiéndola vender o alquilar.

Figura 9.9

Costo unitario y variación equivalente de un programa en especie



Supongamos que el sector público compra unidades de q al precio de mercado p . La provisión de q_g tiene entonces un costo pq_g . Dado que p es la pendiente de BB' (la paralela a AA' que pasa por E), entonces $p=AB/AE=AB/q_g$, por lo que $pq_g=AB=c$. Este es el valor con el que se aproxima al beneficio de quien acepta la provisión pública q_g en un estudio de incidencia básica. La teoría microeconómica sugiere una mejor estimación del valor monetario de ese beneficio. La disponibilidad del programa público q_g permite a la persona pasar del punto F al punto E y aumentar su utilidad de U_f a U_e . El valor monetario de ese cambio puede ser

aproximado con la *variación equivalente*, es decir, el ingreso que debería recibir el individuo si desapareciera el programa público para alcanzar un nivel de utilidad semejante al que goza participando del programa. Si $v(p, y, q_g)$ es una función de utilidad indirecta, entonces la variación equivalente VE se define como

$$(9.19) \quad v(p, y + VE, 0) = v(p, y, q_g)$$

Gráficamente, con provisión pública $v(p, y, q_g) = U_e$. Si desapareciera la provisión pública, la persona necesitaría un ingreso extra igual a la distancia AD para situarse en el punto H , donde alcanzaría el mismo nivel de utilidad U_e que con el programa. En consecuencia, la variación equivalente es el segmento AD , que resulta menor que el costo de provisión c . De hecho, este es un resultado general del modelo microeconómico básico de teoría del consumidor. Si el gobierno dispone de c pesos para transferir a una persona, el valor de la transferencia para esa persona es trivialmente c si se efectúa en dinero en efectivo que el individuo puede usar libremente de acuerdo con sus preferencias, o menor que c si se efectúa en bienes y servicios, “forzando” a la persona a consumir una canasta diferente a la que considera óptima.

Si bien teóricamente conveniente, la variación equivalente no es observable, por lo que debe estimarse. Lamentablemente, las estimaciones demandan mucha información y están sujetas a problemas de identificación, por lo que los resultados suelen ser controversiales y sensibles a supuestos de estimación.¹⁸ Estas dificultades son las que se invocan a la hora de justificar el uso del costo de provisión c como aproximación al beneficio de la provisión pública.

La lógica de la valorización de los beneficios al costo unitario de provisión no puede ser extendida a bienes *públicos*, es decir, bienes para los cuales no existe rivalidad en el consumo (como la defensa, la justicia o la administración general). Se trata de servicios para los cuales no existe un mercado privado desarrollado y donde, en principio, toda la población es beneficiaria aunque potencialmente con diferente intensidad.¹⁹ La gran mayoría de los estudios de incidencia evitan incluir a estos bienes públicos y se concentran en el estudio de bienes privados provistos públicamente con una finalidad social, como educación, salud, vivienda, agua, saneamiento y asistencia social. Las erogaciones estatales en estos ítems forman lo que se conoce como *gasto inversión pública social*.

¹⁸ Ver Aaron y McGuire (1970) para uno de los primeros estudios con estimaciones de la valuación individual de servicios provistos públicamente.

¹⁹ Las opciones más usuales para asignar bienes públicos son (i) en montos iguales per cápita y (ii) proporcional al ingreso, asumiendo que se trata de bienes normales cuya disponibilidad a pagar crece con el poder adquisitivo de la persona.

El uso del costo unitario como aproximación del beneficio tiene un problema que en la práctica es posiblemente más grave que los expuestos. El costo de provisión se calcula típicamente como el gasto público en el servicio sobre el número de beneficiarios, pero parte de las erogaciones que figuran en los registros públicos nunca son realmente asignadas a la provisión del servicio, y se dilapidan en ineficiencias y corrupción. Si estas son importantes, el costo unitario puede sobreestimar significativamente el beneficio concreto para el usuario. Es recomendable hacer esfuerzos por identificar la fracción del gasto que se “filtra” fuera de su objetivo, o al menos realizar ejercicios de sensibilidad que provean una idea de la magnitud en que los resultados de incidencia pueden variar ante supuestos alternativos sobre el tamaño de estas filtraciones.

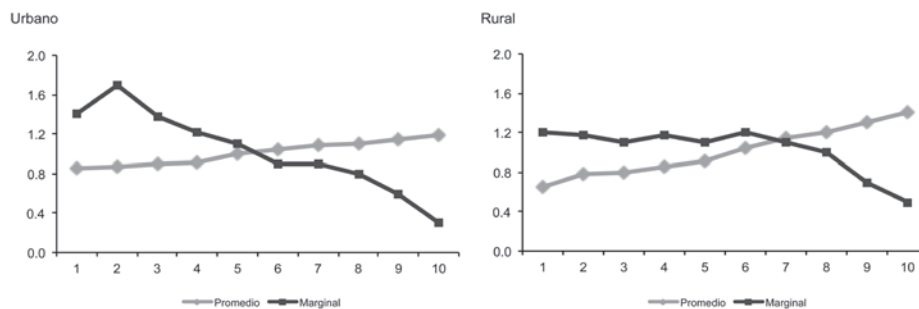
III Incidencia marginal

Los resultados presentados hasta ahora caracterizan la estructura actual de beneficiarios de un programa, pero nada nos dicen acerca de quiénes se beneficiarán de una próxima expansión, o se perjudicarán ante una contracción del programa. La información de incidencia marginal es muy valiosa, ya que los gobiernos típicamente toman decisiones sobre variaciones en un programa. Por ejemplo, se discute a menudo sobre si expandir o no el programa de hospitales públicos, pero no sobre la conveniencia de su existencia.

En ocasiones, la incidencia marginal coincide con la incidencia promedio, como en el caso de un aumento proporcional en el monto del subsidio de un programa de transferencias monetarias. En cambio, es frecuente que los beneficios en el margen difieran de los beneficios promedio. Un ejemplo extremo suele ser el de la provisión pública de servicios de infraestructura (agua, saneamiento, electricidad, caminos) donde las expansiones benefician precisamente a los hogares que no contaban con el servicio. La figura 9.10, basada en Ajwad y Wodon (2002), muestra resultados para el servicio de agua. El sesgo pro-rico de los resultados de incidencia promedio desaparece al computar la incidencia marginal.

Figura 9.10

Incidencia media y marginal de servicios de agua en América Latina



Fuente: Ajwad y Wodon (2002).

En ocasiones, es posible obtener información sobre los beneficiarios de las expansiones de un servicio. Sin embargo, lo usual es que las encuestas no incluyan datos sobre cambios en los beneficios: una persona reporta que en un año particular utilizó los servicios de atención médica pública, pero no se sabe si lo hizo (y con qué intensidad) el año anterior. Lo ideal sería contar con encuestas de panel que reporten información periódica de las mismas personas y registren su uso de servicios provistos públicamente a medida que los programas se expanden o contraen. Lamentablemente, la disponibilidad de estas encuestas es escasa, en particular en América Latina.

Se han propuesto varios métodos para estimar incidencia marginal.²⁰ El método más sencillo requiere de al menos dos encuestas de corte transversal y consiste en calcular los cambios en la participación de cada grupo (por ejemplo, cuantiles) en los beneficios del gasto público (Hammer *et al.*, 1995; Lanjouw *et al.*, 2002) o, alternativamente, la participación de cada grupo en el cambio en los beneficios (Younger, 2003; Glick y Razakamanantsoa, 2001).

Un método alternativo consiste en explotar la variabilidad geográfica en tamaños de programa y tasas de acceso de distintos grupos en una encuesta de corte transversal. Supóngase que el país está dividido en provincias indexadas con j , las cuales a su vez, están divididas en municipios indexados con i . Lanjouw y Ravallion (1999) proponen estimar la siguiente ecuación para cada cuantil q (generalmente quintiles)

$$(9.20) \quad b_{ijq} = \alpha_q + \beta_q b_j + \varepsilon_{ijq}$$

donde b_{ijq} es la tasa de participación en el programa del cuantil q en el municipio i perteneciente a la provincia j . El parámetro β_q indica el efecto marginal de un incremento en el

²⁰ Ver Younger (2003) y van de Walle (2003) para excelentes resúmenes.

alcance del programa en la provincia sobre la tasa de participación de las personas en un determinado cuantil. Dado que b_{ijq} está incluido en b_j , se instrumenta b_j excluyendo aquellas personas en el municipio i del cuantil q .²¹ La disponibilidad de más de una encuesta de corte transversal permite construir un panel de provincias e incluir un efecto fijo por provincia para controlar por variables constantes en el tiempo.

Ravallion (1999) sigue esta estrategia para el caso de un programa de alivio a la pobreza en Argentina (el *Plan Trabajar*, mencionado anteriormente). En primer lugar, el autor corre una regresión por mínimos cuadrados ordinarios para cada provincia en cada momento del tiempo entre la asignación del programa social y el nivel de pobreza de cada municipio. El coeficiente obtenido es una proxy del grado de focalización del programa en cada provincia/año. El segundo paso de la estrategia consiste en regresar esos coeficientes contra el gasto en el programa social en cada provincia, incluyendo un efecto fijo por provincia que capte factores específicos que puedan afectar el grado de focalización del programa. Utilizando este procedimiento, Ravallion (1999) encuentra que una contracción del programa redujo su grado de focalización.

Un enfoque alternativo consiste en (i) proponer un modelo teórico de elección de participación en un programa público, (ii) estimar un modelo empírico –derivado del punto (i)– de la probabilidad de participar, y (iii) calcular la variación compensada o equivalente aplicando los resultados de las estimaciones al modelo. Small y Rosen (1981), McFadden (1999) y Gertler y Glewwe (1990), entre otros, han contribuido a la literatura de estimación de variaciones equivalentes y compensadas, y disponibilidad a pagar ante cambios de precios y otras variables de política. Este enfoque es el más rico, y el que permite contestar una variedad de preguntas más amplia, al poder simular el impacto de intervenciones de política alternativas sobre los beneficios recibidos por cada persona. Pero esta ambición conlleva costos importantes: el enfoque requiere una gran cantidad de supuestos simplificadores y enfrenta serios problemas de estimación. En principio, supone que la alternativa seguida por cada agente es la que provee la máxima utilidad dadas sus preferencias, ignorando racionamientos típicos en el acceso a muchos servicios sociales (como la educación). Una alternativa a este método consiste en calcular solo los cambios en las probabilidades de participación ante una intervención de política, sin calcular las variaciones compensadas, evitando algunos de estos inconvenientes (Glick y Sahn, 2000).

²¹ Crosta (2009) expande el análisis a modelos no lineales, obteniendo interesantes resultados para el caso de la educación secundaria en Argentina.

Younger (2003) aplica una batería de métodos para calcular incidencia marginal en la educación secundaria en las áreas rurales de Perú. El cuadro 9.5 reproduce los principales resultados. El primer panel reporta los resultados de incidencia media: solo el 10% de los beneficiarios pertenecen al quintil más bajo del consumo per cápita familiar. La participación de ese quintil es superior en casi todas las estimaciones reportadas en el segundo panel del cuadro. La fila A reporta las participaciones de cada quintil en el cambio en el total de beneficiarios. Las filas B indican los resultados de explotar la variabilidad regional en la magnitud del programa: en B1 se utiliza una encuesta de corte transversal (1994), en B2 un panel (1994 y 1997) y en B3 el análisis se aplica a datos individuales (en lugar de jurisdicciones). Las filas C reportan la distribución entre quintiles de las variaciones compensadas resultantes de dos simulaciones: en la primera se reduce la distancia a la escuela en un máximo de 2 kilómetros, mientras que en la segunda se reduce el arancel escolar en 100 soles. Finalmente, las filas D realizan el mismo ejercicio, pero contando los cambios en las probabilidades de participación, sin valorarlas. Los resultados son muy variables, lo que denota la dificultad en estimar incidencia marginal en un contexto de información limitada.

Cuadro 9.5
Incidencia marginal
Educación secundaria en Perú

		Quintiles					Total
		1	2	3	4	5	
<i>Incidencia media</i>		0.10 (0.014)	0.17 (0.016)	0.23 (0.019)	0.24 (0.020)	0.26 (0.022)	1.0
<i>Incidencia marginal</i>							
A	Cambios en shares	0.36 (1.035)	0.81 (1.824)	-0.19 (1.425)	0.44 (1.149)	-0.43 (1.880)	1.0
B1	Variación regional	0.14 (0.027)	0.16 (0.036)	0.25 (0.043)	0.24 (0.042)	0.22 (0.041)	1.0
B2	Variación regional	0.12 (0.043)	0.12 (0.083)	0.18 (0.142)	0.12 (0.096)	0.46 (0.347)	1.0
B3	Variación regional	0.08 (0.012)	0.18 (0.016)	0.30 (0.017)	0.20 (0.018)	0.24 (0.018)	1.0
C1	Variación compensada Reducción distancia escuela	0.16 (0.048)	0.16 (0.047)	0.20 (0.051)	0.20 (0.056)	0.29 (0.055)	1.0
C2	Variación compensada Reducción arancel escuela	0.13 (0.010)	0.18 (0.011)	0.21 (0.012)	0.24 (0.013)	0.24 (0.015)	1.0
D1	Cambio en probabilidad Reducción distancia escuela	0.21 (0.023)	0.22 (0.026)	0.22 (0.026)	0.20 (0.027)	0.15 (0.022)	1.0
D2	Cambio en probabilidad Reducción arancel escuela	0.15 (0.010)	0.20 (0.011)	0.22 (0.012)	0.24 (0.012)	0.20 (0.012)	1.0

Fuente: Younger (2003).

94. El problema del reordenamiento

La evaluación del grado de focalización de un programa exige la comparación de la distribución de sus beneficios con la de algún indicador de bienestar, típicamente el ingreso. Pero, ¿debemos tomar el ingreso antes o después de transferencias como base de comparación? El problema es conceptualmente ambiguo. Supongamos que un gobierno otorga una beca de \$1000 a un graduado universitario, que lo ubica en el 20% de mayores ingresos del país. Si la beca desapareciera, el graduado terminaría trabajando en un quiosco con un salario de \$50, que lo ubicaría en el 20% más pobre de la población. ¿Es el programa de becas pro-pobre o pro-rico? Si ordenamos a las personas por su ingreso sin programa será pro-pobre, pero si las ordenamos por su ingreso con programa será pro-rico. La diferencia está originada en el hecho de que la transferencia del programa genera un reordenamiento del beneficiario en la escala de ingresos.

El problema, conceptualmente difícil de resolver, no tiene una solución clara, por lo que en la práctica distintos analistas aplican criterios diferentes para computar el ingreso pre-intervención a partir del reportado en las encuestas (por ejemplo, restar todos los subsidios monetarios, restar solo una fracción, restar solo las transferencias asistenciales, restar solo las transferencias de montos menores que no generan reordenamientos significativos, etc.). Afortunadamente para el análisis, la gran mayoría de los programas no tienen efectos tan fuertes sobre el ordenamiento de ingresos y, en consecuencia, el problema del reordenamiento es menor en la práctica.

95. Incidencia y efecto

Los típicos estudios de incidencia evalúan programas existentes, es decir, tienen una naturaleza *ex post*. En la ecuación (9.1) el ingreso con programa x_i^c es observable: el desafío para el analista consiste en estimar el ingreso contrafáctico sin programa x_i^s . A menudo, el interés recae en evaluar propuestas de nuevas políticas o cambios en las existentes. En este caso, los ingresos conocidos son aquellos donde el programa propuesto no existe x_i^s y debe simularse la distribución de ingresos futuros x_i^c cuando el programa se implemente: se trata de un ejercicio de *incidencia ex ante*.

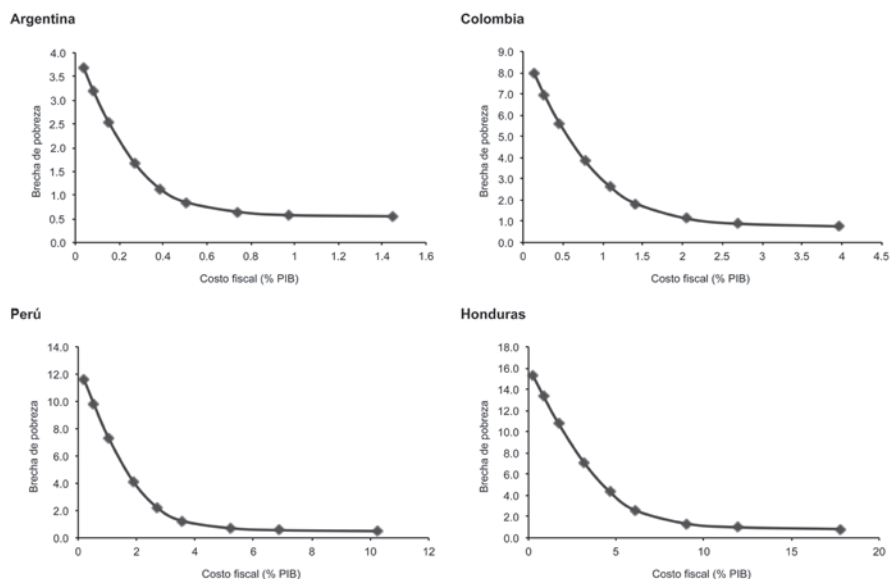
El camino ideal para predecir el impacto de un cambio de política es realizar un experimento a menor escala con el cual proyectar los resultados a toda la población objetivo. La posibilidad de realizar pruebas piloto experimentales es acotada, ya sea por sus costos, el rechazo que pueda generar por razones normativas o la urgencia por implementar el programa. Adicionalmente, ciertos efectos del programa solo se manifiestan cuando este se implementa a gran escala.²²

²² Por ejemplo, el impacto de un programa de transferencias monetarias sobre los salarios de equilibrio.

Ante la ausencia de una prueba piloto, es útil contar con algún tipo de estimación del impacto del nuevo programa. Como en el caso de la incidencia *ex post*, la alternativa más sencilla consiste en asumir ausencia de cambios de comportamiento ante la política, por lo cual el ingreso simulado luego del programa resulta igual al ingreso observado antes del programa más el valor monetario de la transferencia. Aunque rudimentario, este ejercicio resulta útil para tener una idea del orden de magnitud del impacto social de alguna propuesta de política.

La figura 9.11, construida sobre la base de Gasparini *et al.* (2008), muestra las brechas de la pobreza alcanzables por algunos países de América Latina al implementar un conjunto de programas de transferencias monetarias con costos fiscales alternativos, asumiendo ausencia de cambios de comportamiento. Con un esfuerzo fiscal de un punto del producto, Argentina lograría reducir la brecha de la pobreza de 3.7 a 0.6; con el mismo esfuerzo fiscal, Honduras alcanzaría una caída de 15.4 a 12.1, Colombia de 8.0 a 2.6 y Perú de 11.6 a 7.3.²³

Figura 9.11
Costo fiscal y brecha de pobreza de programas de transferencias alternativas
Incidencia *ex ante*
Mediados de los 2000



Fuente: elaboración propia sobre la base de Gasparini *et al.* (2008).

Nota 1: Línea de 2 dólares por día por persona a PPA.

Nota 2: Programa simulado de transferencias monetarias focalizado en la población pobre con valor básico por niño menor de 5, 15% superior por cada niño que asista a primaria y 50% superior por cada joven menor de 17 años que asista a la secundaria.

²³ El ejercicio parte de la situación a mediados de los 2000. Varios de estos países implementaron o expandieron sus PTI en la segunda mitad de esa década.

Si este enfoque mecánico parece inadecuado, es necesario postular algún modelo de comportamiento y estimarlo con datos de encuestas, o bien calibrarlo para que sus predicciones sean consistentes con los datos de la realidad. Bourguignon y Ferreira (2003) ilustran este procedimiento con un modelo simple de oferta laboral. El problema que enfrenta cada agente es

$$(9.21) \quad \text{Max}_{c,L} U(c, L; X; \beta) \quad \text{sujeito a} \quad c \leq I + wL + T(wL, I; X; \gamma), \quad L \geq 0$$

donde $U(\cdot)$ es la utilidad de una persona con características X , que depende del consumo de un bien numerario c y de las horas trabajadas L , I es el ingreso no laboral exógeno, w el salario horario y T las transferencias públicas recibidas.²⁴ La función $T(\cdot)$ refleja la dependencia del monto del subsidio estatal del ingreso laboral y no laboral del individuo. Por ejemplo, muchos programas de transferencias son incompatibles con ciertos niveles de ingreso en el mercado laboral, o establecen escalas de subsidios decrecientes en el salario w recibido.

El vector β incluye coeficientes que parametrizan las preferencias y el vector γ la función de transferencias. Nótese que mientras que γ es conocido, β debe estimarse. La solución de (9.21) es una función de demanda de bienes de consumo y una función de oferta de horas trabajadas

$$(9.22) \quad L = F(w, I; X; \beta; \gamma)$$

que puede estimarse con información para una muestra de personas. El valor de L para cada individuo i puede escribirse entonces como

$$(9.23) \quad L_i = F(w_i, I_i; X_i; \hat{\beta}; \gamma; \varepsilon_i)$$

donde el “ \wedge ” indica valores estimados y ε_i es el típico término estocástico en el análisis de regresión. El siguiente paso es simular una nueva estructura de transferencias caracterizada por γ^s y predecir la nueva oferta laboral en ese escenario

$$(9.24) \quad L_i^s = F(w_i, I_i; X_i; \hat{\beta}; \gamma^s; \varepsilon_i)$$

Nótese que esta ecuación asume implícitamente que el cambio en la estructura del programa no modifica ningún argumento de la función $F(\cdot)$. En particular, el salario w_i que enfrenta cada persona permanece invariable, lo que presupone ausencia de efectos de equilibrio general. Bajo estos supuestos, el cambio en el ingreso como producto del cambio del programa γ al programa γ^s es entonces

²⁴ Por simplicidad, se asume que el financiamiento de las transferencias no recae sobre las personas bajo análisis.

$$(9.25) \quad b_i = w_i(L_i^s - L_i) + T(w_i L_i^s, I_i; X_i; \gamma^s) - T(w_i L_i, I_i; X_i; \gamma)$$

La implementación del enfoque requiere la estimación de funciones de oferta de trabajo, usualmente no lineales.²⁵ Bourguignon, Ferreira y Leite (2002) proponen un modelo de elección discreta entre trabajo y escuela para estudiar el impacto del programa Bolsa Escola en Brasil. Los principales resultados son presentados en el cuadro 9.6. Por ejemplo, la brecha de la pobreza en Brasil al momento del análisis era 13.2; los autores estiman una caída a 11.9 al implementar el programa como estaba planeado y reducciones mayores ante un conjunto de alternativas de extensión.

Cuadro 9.6

Evaluación *ex ante* del programa Bolsa Escola y alternativas

Indicadores de pobreza

Brasil, 1999

	Actual	Bolsa Escola	Alternativas				
			1	2	3	4	5
FGT(0)	30.1	28.8	27.5	24.6	27.7	28.8	28.9
FGT(1)	13.2	11.9	10.8	8.8	10.9	11.9	12.0
FGT(2)	7.9	6.8	5.9	4.6	6.0	6.8	6.8
Costo anual		2076	4201	8487	3905	2549	2009

Fuente: Bourguignon, Ferreira y Leite (2002) basados en PNAD.

Nota: El programa Bolsa Escola establece una transferencia mensual por niño $t = R\$15$ hasta un máximo por hogar de $t^M = R\$45$, focalizado en hogares con ingreso per cápita familiar inferior a $x_m = R\$90$. Alternativa 1: $t = R\$30$, $t^M = R\$90$, $x_m = R\$90$; alternativa 2: $t = R\$60$, $t^M = R\$180$, $x_m = R\$90$; alternativa 3: valores diferentes por edad, sin valor máximo t^M , $x_m = R\$90$; alternativa 4: $t = R\$15$, $t^M = R\$45$, $x_m = R\$120$; alternativa 5: sin condicionalidad.

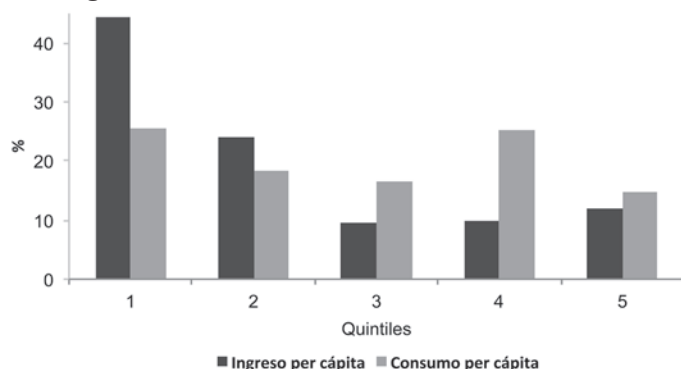
9.6 El índice de bienestar

Un estudio de incidencia identifica los beneficios recibidos por cada individuo u hogar como consecuencia de la existencia de un programa público, y evalúa la correlación entre esos beneficios b_i y algún indicador de bienestar x_i . Ahora bien, como discutimos extensamente en el capítulo 3, la elección de una medida de nivel de vida no es trivial. En ese capítulo argumentamos sobre algunas ventajas teóricas del consumo corriente, pero remarcamos su mayor dificultad de estimación y su ausencia en muchas encuestas de hogares de la región. En esta sección presentamos ejemplos en los que la elección del indicador de bienestar modifica los resultados de incidencia.

²⁵ Ver Blundell y MaCurdy (1999).

La figura 9.12 muestra el impacto de simular un programa de asignación de un monto fijo por hijo a los jefes de hogar sin empleo en Nicaragua, asumiendo que no hay cambios de comportamiento. El programa está más focalizado en la población de menores recursos cuando se usa el ingreso como indicador de bienestar en lugar del consumo. La diferencia es en gran parte explicada por la presencia de personas circunstancialmente desocupadas con ingreso per cápita familiar corriente muy bajo (inclusive cero), pero nivel de consumo más alto, lo cual es indicio de un ingreso intertemporal más elevado. Un subsidio a los desempleados como el simulado resulta trivialmente muy pro-pobre al utilizar el ingreso como *proxy* del nivel de vida, pero no necesariamente al usar el consumo.

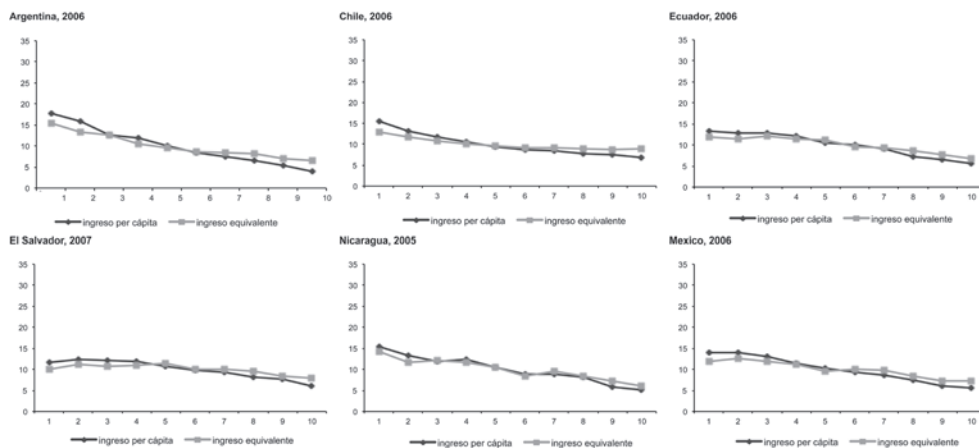
Figura 9.12
Participación de beneficios por quintiles (en %)
Programa simulado de asignación por hijo a jefes de hogar sin empleo
Ingreso y consumo per cápita como indicadores de bienestar alternativos
Nicaragua, 2005



Fuente: elaboración propia sobre la base de microdatos de la EMNV.

La estructura demográfica también puede modificar el ordenamiento de las personas en términos de bienestar y, en consecuencia, la evaluación de la incidencia de algún programa. La figura 9.13 replica la figura 9.3 para el caso de educación primaria, pero utilizando alternativamente al ingreso equivalente (ingreso total ajustado por adulto equivalente y economías de escala internas al hogar) como indicador de bienestar individual. En este caso, las familias con niños no resultan tan pobres en el ordenamiento de ingreso y, en consecuencia, el grado de focalización del gasto público en educación primaria se reduce.

Figura 9.13
Distribución de los asistentes a la educación primaria pública
Por deciles de ingreso per cápita y equivalente

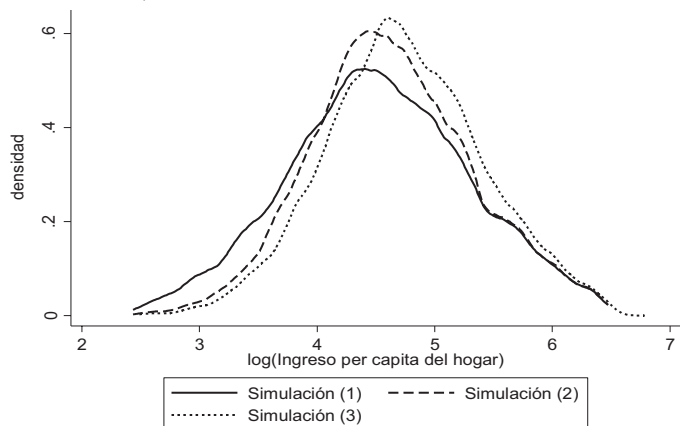


Fuente: elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

En algunos casos el indicador de bienestar ideal a considerar en el análisis de incidencia es intertemporal o multidimensional. Supongamos una intervención educativa que modifica las decisiones de escolarización de muchos niños y jóvenes. Este caso implica un impacto directo sobre la distribución del ingreso actual, pero una modificación posiblemente más importante sobre la distribución del ingreso futura, o sobre la intertemporal. De igual forma, esta intervención puede tener un impacto particularmente fuerte sobre indicadores de bienestar multidimensional en los que la ponderación de las variables educativas sea alta.

La figura 9.14 muestra los resultados de un ejercicio especulativo en el cual el gobierno de El Salvador asegura mediante la expansión de su sistema de educación pública escolaridad primaria total y reduce a la mitad la proporción de jóvenes que no terminan la secundaria. El caso (1) reproduce la distribución actual (2008, año de la encuesta utilizada). En la simulación (2) se grafican los ingresos actuales a los que se suma el valor de la transferencia implícita del gasto en educación a las familias de los alumnos que asisten a escuelas primarias y secundarias públicas. La simulación (3) muestra los resultados de un ejercicio en el que se proyecta la distribución de ingresos en El Salvador en el futuro, asumiendo que nada cambia salvo la nueva estructura educativa modificada por la reforma simulada y en consecuencia los ingresos vinculados con los nuevos niveles educativos. Nótese como el beneficio directo de la fuerte expansión de la educación pública mueve a la función de densidad hacia la derecha y la hace menos dispersa, efecto que se refuerza al incluir los beneficios sobre los ingresos futuros de la mayor educación.

Figura 9.14
Distribución del ingreso
Simulaciones con programa de educación primaria universal y expansión de la secundaria.
El Salvador, 2008



Fuente: elaboración propia sobre la base de microdatos de la EHPM e información de CEPAL y Banco Mundial.
 Nota: (1) distribución del ingreso actual (2008); (2) distribución simulada que incorpora la transferencia; (3) distribución simulada que incorpora el cambio en la educación y en la transferencia.

9.4. Incidencia tributaria

Se conoce como *incidencia tributaria* al estudio de los efectos de las políticas impositivas sobre la distribución del bienestar. Existe una larga tradición económica en estos temas que data, al menos, desde los tiempos de David Ricardo (siglo XIX) y sus estudios sobre la incidencia distributiva del impuesto a la tierra. La literatura sobre incidencia tributaria es extensa; en esta sección solo presentaremos algunos puntos generales.²⁶

¿Sobre quiénes recae la carga de un impuesto? Esta es la pregunta fundamental de todo estudio de incidencia tributaria. La aproximación contable-legal a esta pregunta es sencilla: un impuesto recae en teoría sobre los responsables legales de pago y en la práctica sobre todos aquellos que no lo evaden. La aproximación económica es más rica ya que reconoce la posibilidad de *traslación* de la carga del impuesto. Si se gravan las ventas de una industria en un t por ciento, pero las condiciones de mercado permiten que el precio se incremente en igual proporción, quienes terminan sufriendo el impuesto serán los consumidores del bien, y no los responsables legales de pago.

²⁶ Algunas referencias generales sobre incidencia tributaria son Atkinson (1992), Atkinson y Stiglitz (1980), Bradford (1995), Fullerton y Metcalf (2002), Fullerton y Rogers (1993), Kotlikoff y Summers (1987), Musgrave, Case y Leonard (1974), Pechman (1985), Poterba (1989), Shah y Whalley (1990) y Essama-Nssah (2008).

En la práctica, las posibilidades de traslación introducen dificultades empíricas formidables en la estimación de la distribución de la carga impositiva. Todo ejercicio de incidencia de un gravamen ex ante se convierte en una comparación entre la distribución del ingreso actual y la que hubiera resultado de no existir el impuesto, siendo esta última distribución contrafáctica, y en consecuencia inobservable. Esta distribución es el resultado del equilibrio general de la economía sin el impuesto, por lo que no resulta fácilmente estimable.

Existe una vasta literatura teórica y empírica que analiza la incidencia de diferentes impuestos en escenarios económicos diversos. Una propiedad fundamental en esa literatura es que los impuestos recaen sobre aquellos agentes con demandas u ofertas inelásticas, es decir, agentes cuyas cantidades reaccionan muy poco a cambios en precios. La inelasticidad es un signo de carencia de opciones, y en consecuencia dificultad para eludir el impuesto siguiendo comportamientos alternativos.²⁷

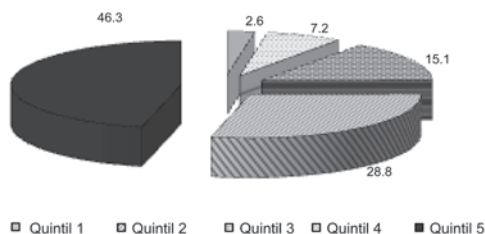
Un estudio típico de incidencia computa el porcentaje de la carga de cada impuesto que recae sobre los individuos (ordenados de acuerdo con algún indicador de nivel de vida) y la presión que supone esa carga como porcentaje del indicador de bienestar. Por ejemplo, la figura 9.15 muestra la distribución de la carga tributaria y la presión normalizada del impuesto a las ventas sobre bebidas alcohólicas y tabaco en Honduras 2004, asumiendo que toda la carga recae sobre los consumidores de esos productos.²⁸ De acuerdo con estas estimaciones, el 2.6% de la carga recae sobre el primer quintil de la distribución, mientras que el 46.3% es soportado por el quintil superior. La presión de este gravamen como porcentaje del consumo crece hasta el cuarto quintil y luego decrece, siendo inferior al promedio en los quintiles 1, 2 y 5.

²⁷ La estructura de mercado juega un papel importante en la determinación de las elasticidades. Adicionalmente, el período de análisis resulta crucial, ya que las elasticidades suelen crecer en el tiempo, a medida que los agentes encuentran formas de eludir el consumo o producción del bien gravado.

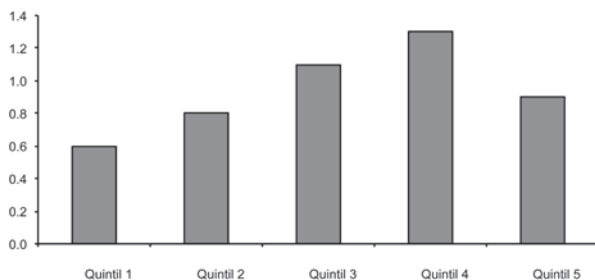
²⁸ La presión tributaria es igual a la carga impositiva dividida por el ingreso (o consumo). La presión tributaria normalizada de un quintil es la presión tributaria de ese quintil sobre la presión global. Ver sección 9.6 de este capítulo para más detalles.

Figura 9.15
Carga y presión tributaria
Impuesto a las ventas de bebidas alcohólicas y tabaco
Honduras, 2004

Distribución de la carga tributaria



Presión tributaria normalizada



Fuente: Elaboración propia sobre la base datos de la ENIGH.

Nota: Quintiles de consumo per cápita familiar.

9.1 Tipo de estudio

¿De dónde provienen las estimaciones que nos permiten obtener gráficos como el 9.15? Existen tres enfoques generales para estimar incidencia impositiva: el de los supuestos de translación (ST), el de las microsimulaciones de equilibrio parcial (MEP) y el de los modelos de equilibrio general computado (EGC). Bajo el enfoque ST el analista elige entre distintos supuestos de translación para cada gravamen y estima la carga distribuyendo la recaudación del impuesto de acuerdo con el supuesto elegido. Supongamos que el gobierno grava a los productores por las ventas de cigarrillos y recauda \$1000. Posiblemente sobre la base de la teoría o de estimaciones previas que sugieren una demanda muy inelástica y una oferta elástica, el analista asume que toda la carga del impuesto recae sobre los consumidores. El siguiente paso consiste en calcular a través de alguna encuesta de gasto la distribución del consumo de cigarrillos y asignar los \$1000 en concordancia con esa distribución. Por ejemplo, si el

35% del consumo total de cigarrillos lo hacen personas pertenecientes al primer quintil de la distribución del ingreso, la carga del impuesto que recae sobre ese quintil se estima en \$350.

Una alternativa más elaborada requiere estimar algunas funciones de comportamiento ante cambios de política. Por ejemplo, Bourguignon y Spadaro (2006) estiman modelos de oferta laboral y los usan para predecir los efectos ingreso y sustitución de un cambio en la política impositiva. Estos modelos permiten simular los cambios en el comportamiento y en el nivel de ingreso disponible de cada observación en la encuesta de hogares. Se trata de microsimulaciones de equilibrio parcial, ya que no se pretende captar todas las repercusiones del cambio de política en todos los mercados y sectores.

Como discutimos, todo impuesto modifica el equilibrio económico, por lo que los efectos redistributivos últimos de un gravamen deben idealmente estudiarse en el marco de un modelo de equilibrio general computado (EGC).²⁹ En términos sencillos, un modelo EGC es una representación computacional de una economía real que incorpora los siguientes elementos: estructura sectorial, instrumentos de política, mercados factoriales con detalle institucional (por ejemplo, segmentación formal/informal), mercados de productos, patrones de consumo, ahorro, inversión y sector externo. En general se asume que los agentes económicos se comportan de acuerdo con los principios de la optimización microeconómica; es decir, responden a cambios en los precios relativos. La economía se modela en su conjunto contemplando las interrelaciones entre sus componentes, lo que permite capturar de manera consistente los efectos directos e indirectos de un shock exógeno o cambio de política. El enfoque de EGC aplicado a incidencia tributaria requiere postular un modelo, calibrarlo con datos de la realidad y simular la carga de un impuesto determinado, evaluando su impacto sobre un conjunto de variables de resultado.

Una de las ventajas del enfoque EGC es que permite computar los cambios en el bienestar individual en términos de variación equivalente o compensada, en lugar de repartir la recaudación del impuesto y considerar a la carga resultante como la pérdida de bienestar. A diferencia de la metodología de ST, el enfoque de EGC no ignora la pérdida de bienestar ocasionada por cambios en el comportamiento de los individuos. Supongamos, por ejemplo, que el gobierno aumenta la tasa del impuesto a los servicios de telefonía móvil de forma tal que elimina su consumo en los estratos más pobres de la población. Dado que el consumo de celulares es cero en este caso hipotético, un estudio ST no reflejaría ninguna carga del impuesto sobre los pobres: toda la carga de la recaudación es repartida entre las personas que aún consumen el servicio. En contraste con este resultado, y en un reflejo más ajustado de la realidad, el enfoque EGC capta la pérdida de utilidad (en términos de su equivalente monetario) de las personas pobres por dejar de consumir el bien.

²⁹ Shoven y Whaley (1984) es el estudio pionero en esta área

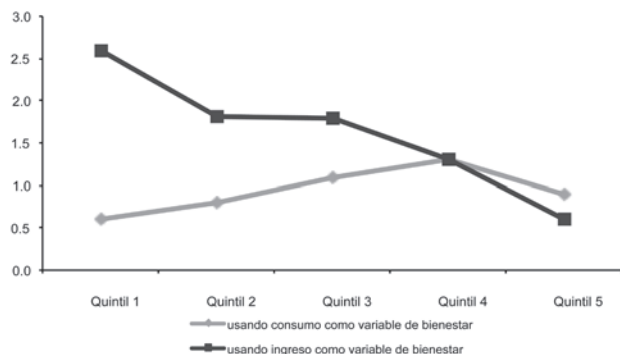
Pese a estas ventajas los modelos de EGC son más difíciles de implementar y estimar, requiriendo supuestos sobre formas funcionales y agregación, y estimaciones de elasticidades, no siempre sencillas de obtener. En la práctica, los estudios de ST y en menor medida los MEP predominan, aunque el enfoque de EGC tiene una relevancia creciente.

9.2. Indicador de bienestar

La elección del indicador de bienestar utilizado en el análisis de incidencia impositiva es crucial en determinados contextos. En particular, el ingreso corriente puede generar sesgos significativos en las estimaciones de incidencia de ciertos gravámenes, si los hogares consumen de acuerdo con sus oportunidades de más largo plazo. Supóngase dos hogares con igual ingreso intertemporal Y , pero diferente ingreso corriente $x_i = \lambda_i Y$ con $\lambda_i \geq 0$ en un determinado momento del tiempo. Asumamos que estas personas suavizan su consumo, $c_i = Y$, y que existe un impuesto sobre el consumo a tasa t que recaerá enteramente sobre los consumidores, por lo que la carga tributaria de cada hogar sería $T_i = t c_i = t Y$. En este caso, la presión impositiva calculada sobre el ingreso corriente es $p_i = T_i / x_i = t / \lambda_i$. A los hogares con ingreso corriente menor (es decir, con un valor de λ_i más bajo) se les computará una presión tributaria p_i más alta. Para evitar este inconveniente, la recomendación es utilizar el consumo corriente u otro indicador de ingreso intertemporal como variable de bienestar.

La figura 9.16 reproduce los resultados de presión tributaria normalizada del gravamen a las ventas de bebidas alcohólicas y tabaco en Honduras 2004, agregando la línea resultante cuando en lugar del consumo se utiliza el ingreso como indicador de bienestar individual. Mientras que en el primer caso la curva de presión tiene forma de U invertida, al usar el ingreso la presión resulta fuertemente decreciente.

Figura 9.16
Presión tributaria normalizada por quintiles
Impuesto a las ventas de bebidas alcohólicas y tabaco
Honduras, 2004



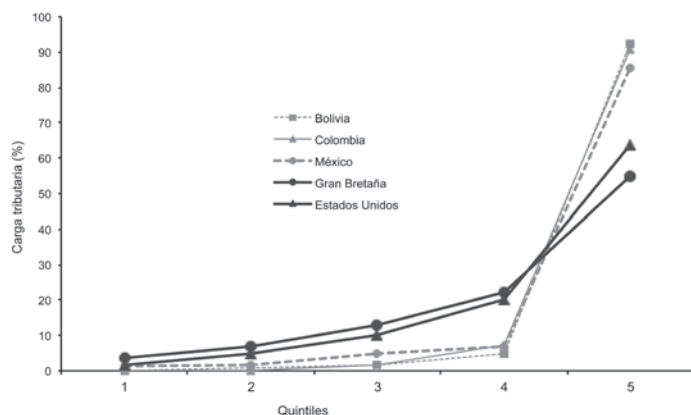
Fuente: Elaboración propia sobre la base datos de la ENIGH.

Nota: Quintiles de consumo e ingreso per cápita familiar.

9.3 Alg no ejemplo

En esta sección mostramos algunos ejemplos de análisis de incidencia aplicados a tributos específicos. Comenzamos por el impuesto a los ingresos o a las ganancias de las personas físicas. La translación de este tributo depende de los supuestos sobre la elasticidad de la oferta de trabajo y del ahorro. El supuesto usual en los trabajos empíricos es que la carga recae sobre el responsable legal del impuesto. La información de las encuestas de hogares puede servir para estimar el impuesto teórico que cada individuo o familia debería pagar de acuerdo con el código impositivo de su país. La estimación puede completarse con algún supuesto acerca de la estructura de evasión del impuesto. La figura 9.17 muestra la participación de cada quintil en la carga del impuesto a los ingresos en algunos países de la región, y en Gran Bretaña y Estados Unidos, estimados por Breceda, Rigolini y Saavedra (2009). En todos los casos la carga es fuertemente creciente en el ingreso, característica que se acentúa en América Latina, donde las personas de ingresos bajos y medios usualmente no superan el mínimo no imponible o trabajan en el sector informal de la economía.

Figura 9.17
Participación de cada quintil en la carga
del impuesto a los ingresos de personas físicas

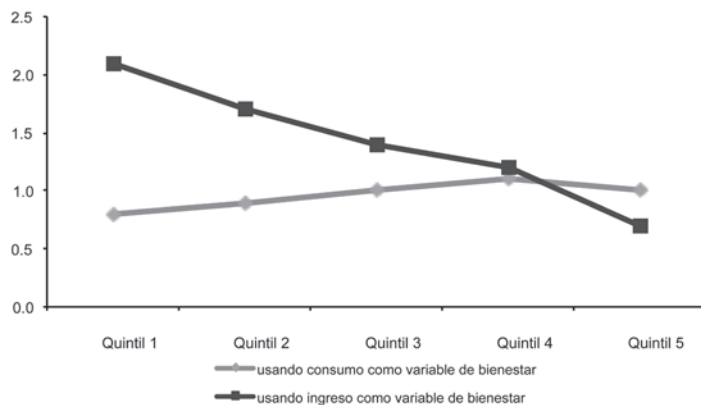


Fuente: Breceda, Rigolini y Saavedra (2009).

Nota: Quintiles de ingreso per cápita familiar.

El impuesto a las ventas o al valor agregado (IVA) es una de las principales fuentes de recursos fiscales en toda la región. Se trata típicamente de un impuesto de la misma tasa sobre casi todos los bienes, con algunas exenciones o tasas diferenciales. El procedimiento empírico habitual para determinar su incidencia es asignarlo de acuerdo con la distribución del gasto total en los bienes no exentos. Utilizando ese criterio, la figura 9.18 muestra la presión tributaria normalizada por quintiles del IVA en Nicaragua 2001. La presión impositiva cae fuertemente con el ingreso, pero no con el consumo.

Figura 9.18
Presión tributaria normalizada por quintiles
Impuesto al valor agregado
Nicaragua, 2001



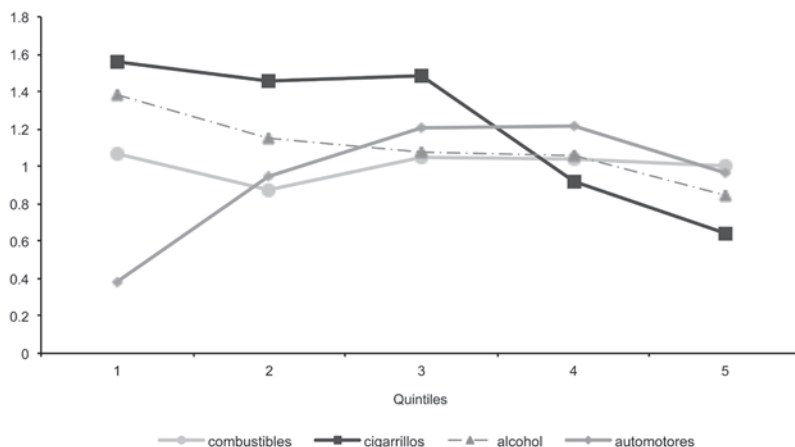
Fuente: Elaboración propia sobre la base datos de la EMNV.

Nota 1: Supuesto de incidencia: recaer sobre los consumidores de productos no exentos.

Nota 2: Quintiles de consumo e ingreso per cápita familiar.

Los gobiernos suelen gravar ciertos bienes (combustibles, tabaco, bebidas alcohólicas, juegos de azar, automotores) con tributos específicos. En estos casos, la estructura de incidencia depende fuertemente de la elasticidad-ingreso de la demanda de los productos gravados. La figura 9.19 muestra que la presión tributaria en Argentina en 1996 era aproximadamente constante entre quintiles para el gravamen sobre combustibles, tenía forma de U invertida para automotores y era decreciente para cigarrillos y alcohol.

Figura 9.19
Presión tributaria normalizada por quintiles
Impuestos específicos
Argentina, 1996



Fuente: Gasparini (1998).

Nota 1: Supuesto de incidencia: recae sobre los consumidores del producto.

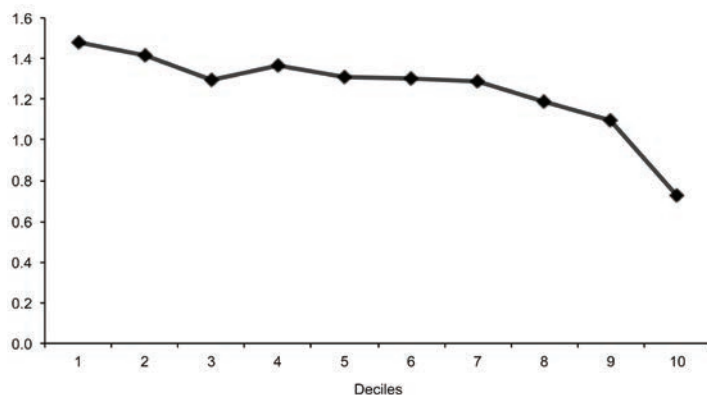
Nota 2: Quintiles de consumo per cápita familiar.

Los impuestos al trabajo son un componente importante del sistema de seguridad social en varios países de la región.³⁰ Es usual que tanto trabajadores como empleadores estén gravados, aunque la incidencia final dependerá de las elasticidades de oferta y demanda de trabajo. En los trabajos empíricos es usual asumir una oferta de trabajo inelástica, lo cual lleva a que la carga entera de este impuesto sea soportada por los trabajadores. La figura 9.20 muestra una estimación para Argentina, donde la presión resulta decreciente a lo largo de la distribución del ingreso.³¹

³⁰ Si el sistema de seguridad social es de capitalización, el aporte personal y aun el patronal pueden ser considerados un precio por una jubilación futura, por lo que el análisis de incidencia se vuelve difícil de interpretar.

³¹ Gasparini (1998) encuentra una presión también decreciente pero con menor gradiente al ordenar a los individuos por consumo, en lugar de por ingreso.

Figura 9.20
Presión tributaria normalizada por deciles de ingreso
Impuestos al trabajo
Argentina, 1997



Fuente: Gómez Sabaini, Santiere y Rossignolo (2002).

Nota: Deciles de ingreso corregido por adulto equivalente y economías de escala ajustado por subdeclaración.

El impuesto inflacionario ha sido frecuentemente utilizado en las economías latinoamericanas como medio para financiar gasto público. Se trata de un impuesto sobre la tenencia de saldos monetarios reales, que pierden su valor a medida que los precios crecen. Ahumada *et al.* (1993) calculan la incidencia de este impuesto, asumiendo que recae en proporción a las cantidades de dinero M1 mantenidas en cartera, las cuales se simulan a partir de la estimación econométrica de la demanda de dinero. La elasticidad-ingreso de esa demanda es luego utilizada para asignar la tenencia total de saldos reales por deciles. Ahumada, Canavese y Alvaredo (2000) aplican esta metodología para estudiar la incidencia del impuesto inflacionario en Argentina en el período 1985-1990. De acuerdo con sus resultados, el impuesto inflacionario implica una mayor carga para el quintil más pobre de la distribución. La presión proveniente de este gravamen fue extraordinariamente alta en los trimestres en los que Argentina experimentó procesos hiperinflacionarios.

9.5. Cambio en precios

La política económica a menudo opera a través de la modificación de precios. Los instrumentos a través de los cuales los gobiernos alteran la estructura de precios de mercado son variados: aranceles y restricciones al comercio internacional, subsidios a productos, regulaciones tarifarias, precios máximos e impuestos a bienes específicos son ejemplos de una larga lista de posibles intervenciones.

9.1 El equilibrio a cih

La modificación del precio de un bien p_j tiene un impacto directo fácil de estimar y posibles repercusiones de equilibrio general más complicadas de aproximar. Comencemos por el efecto directo, asumiendo una función de gasto $e(p, u)$ que indica el mínimo gasto necesario para alcanzar una utilidad u a los precios p (ver capítulo 3). Si el individuo está sobre su restricción presupuestaria, entonces $e(p, u)=y$, donde y es su ingreso exógeno. Una manera de calcular el cambio en el nivel de bienestar como consecuencia de una variación en un precio es a través de la *variación compensada*, o ingreso exógeno que un individuo debería recibir para mantenerse en el mismo nivel de utilidad que antes del cambio en el precio. Diferenciando la restricción presupuestaria, la variación compensada vc resulta

$$(9.26) \quad vc = \frac{dy}{dp_j} = \frac{\partial e(p, u)}{\partial p_j} = q_j(p, u)$$

donde la última igualdad se desprende del Lemma de Shepard.³² La ecuación (9.26) nos dice que la pérdida de bienestar medida por la variación compensada vc es, en el equilibrio, igual a las cantidades consumidas del bien j . Si un hogar está consumiendo 4 kilos de arroz por mes, el aumento del precio del kilo de arroz en un centavo implica una pérdida directa de 4 centavos al mes. La estimación se vuelve más inexacta para cambios más grandes de p_j .

Completando elasticidades

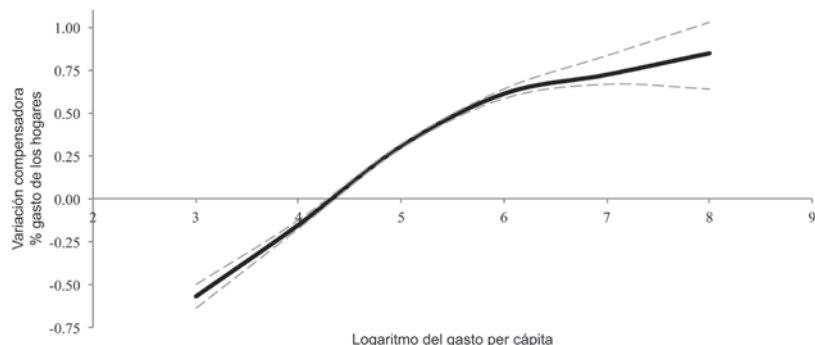
$$(9.27) \quad \frac{dy}{dp_j} \frac{p_j}{e} = \frac{q_j(p, u)p_j}{e(p, u)} = s_j$$

donde s_j es la participación del bien j en el presupuesto familiar, que resulta observable en las encuestas de gastos de los hogares.

Este modelo permite realizar estimaciones del impacto directo de políticas que afecten el precio de los bienes. Por ejemplo, Porto (2006) estima la incidencia de cambios en la estructura de aranceles de Argentina al constituirse el acuerdo comercial del Mercosur, en función de la estructura de consumo de bienes de su población. La figura 9.21 muestra un incremento de la variación compensada (como porcentaje del gasto de los hogares) a medida que se consideran hogares con mayores recursos.

³² Esta igualdad es una manifestación del teorema de la envolvente según el cual el cambio en una función objetivo inducido por un cambio en un parámetro, mientras la variable de elección ajusta óptimamente, es igual a la derivada parcial de la función objetivo optimizada con respecto del parámetro. Ver Varian (1999).

Figura 9.21
Variación compensada por cambio de precios en bienes por efecto del Mercosur
Efecto consumo directo
Argentina, 1996



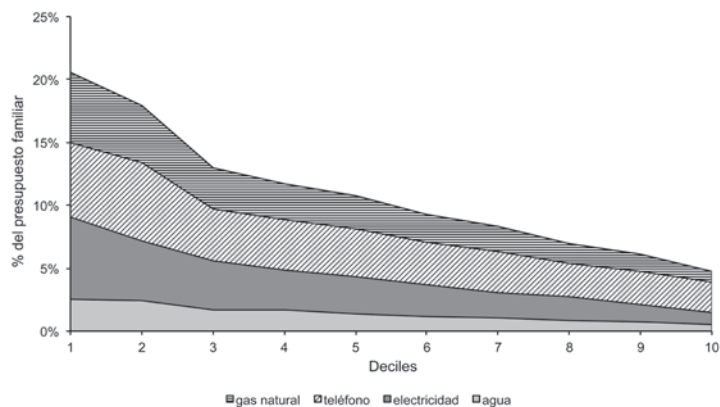
Fuente: Porto (2006).

Nota: Intervalos de confianza en líneas punteadas.

Otro ejemplo de un cambio en los precios es el proveniente de las modificaciones en las regulaciones tarifarias a las que están sujetos gran parte de los servicios de infraestructura, como agua, saneamiento, gas, electricidad y teléfonos. Marchionni *et al.* (2008) estudian la incidencia distributiva del acceso y el gasto en estos servicios en Argentina, y evalúan el efecto redistributivo de la implementación de políticas tarifarias. La figura 9.22 muestra la participación del gasto en cada uno de estos servicios a lo largo de los deciles de consumo per cápita familiar. La participación del gasto en servicios presenta un perfil decreciente, particularmente marcado entre los deciles primero y tercero, lo que sugiere el potencialmente fuerte impacto redistributivo de modificaciones en las tarifas. Este comportamiento del consumo de servicios considerados de primera necesidad constituye un argumento a favor del empleo de las llamadas *tarifas sociales*: tarifas subsidiadas para sectores desfavorecidos de la población.³³

³³ Naturalmente, en la medida en que las tarifas sociales subsidian precios, solo son capaces de redistribuir bienestar entre los usuarios de los servicios. Esto implica que la población que no tiene acceso no se beneficia en forma directa por la implementación de tarifas sociales. En los países de América Latina, las políticas de expansión de cobertura que subsidian la conexión a la red de los hogares más pobres tienen en general un impacto redistributivo mayor que las tarifas sociales.

Figura 9.22
Participación del gasto en servicios en el gasto total familiar
Argentina, 1996/1997



Fuente: Marchionni *et al.* (2008).
 Nota: Deciles de consumo per cápita familiar.

Es probable que el cambio en los precios no se limite a impactar sobre los consumidores de los bienes involucrados. Una modificación de precios relativos transforma la estructura de incentivos para la producción, lo que modifica las ofertas de bienes, las demandas de factores productivos y, en consecuencia, sus remuneraciones de mercado. El cambio en los precios de algunos productos puede, entonces, afectar a las personas a través de un efecto directo sobre el consumo, y uno indirecto a partir de cambios en el precio de los factores productivos. Porto (2006) examina el probable impacto sobre los salarios de los cambios en precios relativos originados en alteraciones de los aranceles a la importación en Argentina. Consideremos que el ingreso se divide en una parte exógena y_o e ingresos laborales w que, en el equilibrio general de una economía abierta y pequeña, dependen del vector de precios de la economía p . De este modo, $e(p, u) = y_o + w(p)$. Si el precio de un bien j cambia, entonces

$$(9.28) \quad \frac{dy_o}{dp_j} \frac{p_j}{e} = s_j - \varepsilon_{wpj} \frac{w}{e}$$

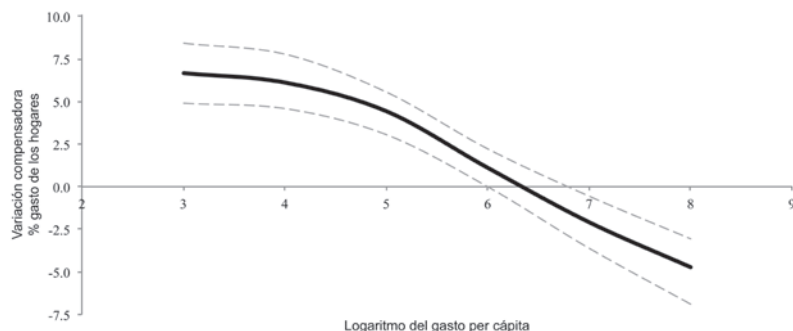
donde ε_{wp} es la elasticidad del ingreso laboral del individuo ante cambios en el precio del bien j . Porto (2006) estima esas elasticidades para el caso argentino a partir de una ecuación de salarios $\log w_i = \sum_j \log p_j (e_i, l_j) + e_i d + z_i \gamma + \varepsilon_i$, donde i indexa a las personas y j a los bienes, e_i es un vector de variables binarias que captan el nivel educativo, z_i son variables individuales que potencialmente afectan los salarios (edad, género, estado civil), ε_i el término de error y el resto son parámetros a estimar. La figura 9.23 muestra los resultados de estimar la variación compensada proveniente del cambio en los salarios generado por los cambios en los precios de bienes tras el acuerdo comercial del Mercosur.

Figura 9.23

Variación compensada por cambio de precio en bienes por efecto del Mercosur

Efecto sobre salarios

Argentina, 1996



Fuente: Porto (2006).

Nota: Intervalos de confianza en líneas punteadas.

9.5.2. El enfoque macro-micro

Una alternativa para capturar los efectos distributivos de cambios en precios o, de manera más general, cambios de política y shocks exógenos, es el enfoque macro-micro de equilibrio general (Bourguignon *et al.*, 2008; Bussolo y Cockburn, 2010). La metodología macro-micro se implementa mediante la combinación de un modelo de EGC (el componente *macro*) con otro de microsimulación (el componente *micro*).³⁴ Los modelos de EGC ofrecen un marco de consistencia para evaluar alternativas de política pública, pero carecen de la desagregación necesaria para el análisis de cuestiones distributivas. Por su parte, las microsimulaciones permiten generar ingresos individuales contrafácticos y, en consecuencia, son útiles para evaluar efectos distributivos, pero tienen la limitación de no considerar la determinación simultánea de precios, salarios y variables macroeconómicas.³⁵ Los componentes macro y micro de esta metodología suelen comunicarse mediante algunas variables agregadas como niveles de empleo, remuneraciones factoriales y precios de los bienes.

³⁴ En Cicowiez (2011) se discuten con detalle las formas alternativas que existen para implementar el enfoque macro-micro.

³⁵ La idea original de las microsimulaciones puede rastrearse hasta el trabajo de Orcutt (1957), quien proponía modelar una economía a partir de agregar los comportamientos individuales, tanto de consumidores como de firmas.

Los modelos macro-micro pueden clasificarse en dos tipos, de acuerdo con el nexo que se establece entre ambos componentes. Por un lado, los modelos *integrados* extienden el enfoque más tradicional de equilibrio general computado, agregando tantos hogares representativos como lo permitan los datos.³⁶ Por otro lado, el enfoque *secuencial* combina la metodología de EGC con las microsimulaciones pero manteniendo ambas etapas del modelado separadas. Así, es posible utilizar modelos microeconómicos para modelar con mayor realismo las decisiones individuales sobre oferta laboral en respuesta a cambios en precios, salarios y condiciones de empleo.³⁷

Con el objeto de analizar los efectos de un shock económico, el enfoque macro-micro opera simulando escenarios contrafácticos. La realización de un ejercicio de simulación funciona como un experimento controlado: se modifica el valor de algún parámetro, al tiempo que se asume constante todo lo demás. Los resultados se obtienen a partir de comparar la solución del modelo con la información utilizada como punto de partida. Así, es posible aislar el efecto del shock económico de interés.

A modo de ejemplo, se utiliza la metodología macro-micro para estimar los efectos distributivos que tendría sobre Ecuador un aumento del precio mundial de sus principales productos agrícolas de exportación. En particular, se analizan los efectos que tendría un incremento de 25% en los precios mundiales del banano y las flores. En 2007 dichos productos representaron en conjunto poco más del 11% del total exportado por Ecuador. Al mismo tiempo, las importaciones de esos mismos productos son casi nulas.

El modelo de EGC estático que se utiliza en el ejemplo tiene sus antecedentes en los trabajos de Dervis *et al.* (1982) y Lofgren *et al.* (2002). En términos generales, se asume que Ecuador es una economía pequeña y abierta, por lo que toma como dados los precios mundiales. Puede consultarse Jácome y Cicowicz (2011) para una descripción detallada del modelo utilizado, el cual se enmarca dentro de la tradición “neoclásica-estructuralista” (Robinson, 1989) de modelos de EGC aplicados a países en desarrollo. Como particularidad, el mercado laboral se modela mediante una curva de salarios que establece una relación negativa entre la tasa de desempleo y el nivel salarial (Blanchflower y Oswald, 1994). Por su parte, el modelo de microsimulación asume que los cambios en el mercado laboral pueden aproximarse mediante un proceso aleatorio. Por ejemplo, ante una caída de la tasa de desempleo, se utiliza un procedimiento aleatorio para elegir cuáles son los individuos que salen del desempleo. Vos y Sanchez (2010) presentan una descripción detallada del modelo de microsimulación utilizado.

³⁶ La ventaja de esta metodología es que realiza la evaluación distributiva de shocks económicos empleando un único modelo, lo que hace transparente al análisis. Este enfoque, sin embargo, no incorpora la riqueza del análisis microeconómico. En particular, la metodología del EGC tiene varias limitaciones para modelar las decisiones individuales sobre oferta laboral.

³⁷ La implementación de este enfoque tiene, como ventaja práctica, que no requiere la igualdad entre las magnitudes agregadas que surgen de los datos micro y los datos macro. Adicionalmente, existen aplicaciones del enfoque secuencial que agregan una retroalimentación desde las microsimulaciones hacia el EGC, a fin de incrementar la consistencia del enfoque macro-micro.

La comunicación entre ambas etapas del modelo en este ejemplo sencillo es unidireccional y va desde el modelo de EGC hacia el modelo de microsimulación. El modelo macro se comunica con el modelo de microsimulación de manera secuencial; es decir, se sigue un enfoque “de arriba hacia abajo”, donde ciertas variables agregadas hacen de nexo entre ambas etapas del modelado. El principal canal de comunicación entre nuestro modelo de EGC y las microsimulaciones es el mercado laboral. En particular, las siguientes variables se transmiten desde el modelo de EGC hacia el modelo de microsimulación: tasa de desempleo por categoría de trabajo, estructura sectorial del empleo, remuneraciones relativas y remuneración promedio.

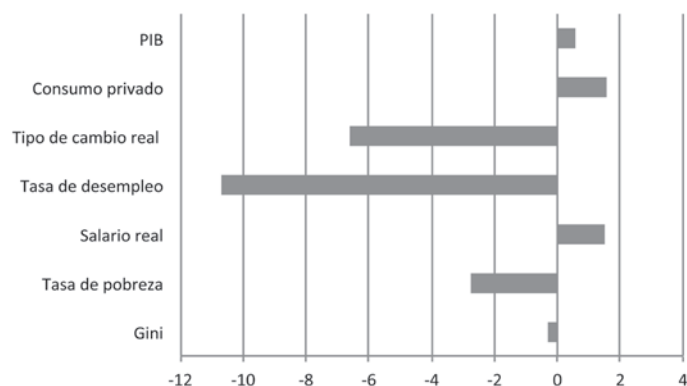
En la calibración del modelo se utilizó una matriz de contabilidad social (MCS) para 2007 construida a partir del último cuadro de oferta y utilización disponible para Ecuador. Además, se emplearon datos de balanza de pagos, ingresos y gastos del gobierno, y de las encuestas de hogares ecuatorianas para identificar distintas categorías de trabajo y dos hogares representativos, uno urbano y otro rural. La MCS construida identifica 32 sectores productivos y 9 factores de producción (6 categorías de trabajo, capital, tierra y recursos naturales utilizados en la explotación de trabajo).³⁸ El modelo de microsimulación se hace operacional empleando la ENEMDU (Encuesta de Empleo, Desempleo y Subempleo) del mismo año.

En la figura 9.24 se muestran los efectos del shock simulado sobre las siguientes variables: producto bruto interno a costo de factores, consumo privado, tipo de cambio real, tasa de desempleo, salario real promedio,³⁹ tasa de pobreza y desigualdad medida por el coeficiente de Gini.

³⁸ Ver Cicowiez y Zamorano (2011) para una descripción detallada del procedimiento seguido para la construcción de la MCS ecuatoriana de 2007.

³⁹ El salario real está expresado en términos del índice de precios al consumidor.

Figura 9.24
Resultados macro-micro
Aumento de 25% del precio mundial de banano y flores
Cambios porcentuales
Ecuador, 2007



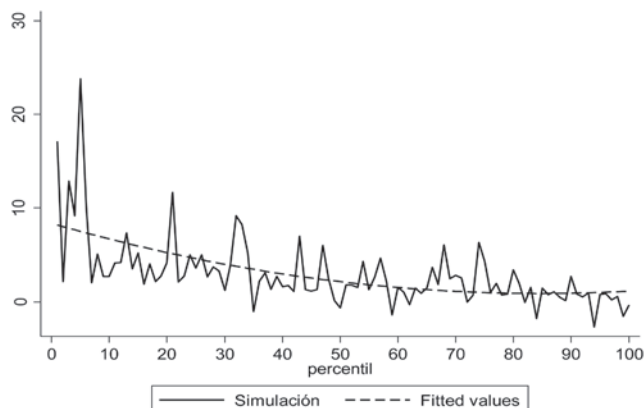
Fuente: elaboración propia sobre la base de datos de la ENEMDU.

El efecto directo de la mejora en los términos de intercambio es un incremento en las entradas de divisas que genera una apreciación del tipo de cambio real, algo necesario para restablecer el equilibrio de la cuenta corriente de la balanza de pagos.⁴⁰ En términos de producto, se obtiene un efecto positivo generado por la caída del desempleo de casi un punto porcentual. El salario real promedio se incrementa, con aumentos más elevados para los trabajadores de menor calificación, que son demandados de manera relativamente más intensiva en los sectores beneficiados con el incremento de precios mundiales. Por su parte, el modelo de microsimulación nos permite traducir en términos de cambios distributivos los cambios en el mercado laboral (caída del desempleo combinado con aumento del salario real promedio). Así, la tasa de pobreza se reduce en casi un punto porcentual, pasando de 32.8 a 31.9. Por su parte, la desigualdad medida por el coeficiente de Gini cae levemente.

En la figura 9.25 se muestra la curva de incidencia del crecimiento (ver capítulos 2 y 8), que puede construirse a partir del ingreso per cápita familiar contrafáctico que resulta de la microsimulación. Como puede observarse, el escenario simulado tiene un efecto pro-pobre, al incrementarse relativamente más el ingreso de los percentiles más bajos de la distribución.

⁴⁰ La simulación asume que el saldo de cuenta corriente de la balanza de pagos permanece constante en el valor registrado en la MCS.

Figura 9.25
Curva incidencia del crecimiento
Aumento 25% precio mundial banano y flores
Ecuador, 2007



Fuente: elaboración propia sobre la base de datos de la ENEMDU.

9. 6. Focalización y progresividad

Los estudios de incidencia tienen dos objetivos centrales: (i) estimar el grado de focalización de la política pública, comparando la distribución de sus beneficios y costos con la distribución del ingreso, y (ii) estimar el impacto sobre la distribución del ingreso, o alguna de sus características como la pobreza o la desigualdad. Esta sección está asignada a presentar medidas sobre el primer objetivo, mientras que la sección 9.7 aborda el segundo punto.

Prueba de regresión a característica distributiva

Como adelantamos en las secciones anteriores, se clasifica a un programa como *pro-pobre* si sus beneficios son mayores a medida que consideramos individuos u hogares de menores ingresos. Un programa es globalmente pro-pobre si:⁴¹

$$(9.29) \quad x_i < x_j \Leftrightarrow b_i \geq b_j \quad \forall i, j$$

⁴¹ Se requiere además que exista al menos un par de individuos para los cuales la última desigualdad en (9.29) se cumpla de manera estricta. Para evitar sobrecargar el texto, a menudo se ignora esta aclaración.

Alternativamente, si definimos con s_i^b la participación de la persona (u hogar) i en el total de los beneficios, el programa es globalmente pro-pobre si

$$(9.30) \quad x_i < x_j \Leftrightarrow s_i^b \geq s_j^b \quad \forall i, j$$

Si llamamos $b(x)$ a la función que vincula los beneficios del programa con el ingreso x , y asumimos que esa función es diferenciable, la definición de programa globalmente pro-pobre puede reescribirse como

$$(9.31) \quad \frac{db(x)}{dx} \leq 0, \quad \forall x$$

El programa es pro-pobre en un punto específico x_0 si $db(x_0)/dx < 0$. Si la desigualdad en las definiciones anteriores se invierte, se dice que el programa es globalmente *pro-rico*.

Estos términos, en realidad, son poco afortunados ya que los conceptos de *pro-pobre* o *pro-rico* no involucran ninguna definición de pobreza o afluencia. En una sociedad sin privaciones un programa sigue siendo considerado pro-pobre si beneficia más a las personas de menores ingresos, aunque estas no sean consideradas pobres. Un comentario semejante se aplica al término *pro-rico*.

En la práctica estamos interesados en medir la intensidad del sesgo pro-pobre o pro-rico de un programa. La medida más usual para este fin es la *característica distributiva*⁴²

$$(9.32) \quad CD_B = \sum_{i=1}^N \beta_i s_i^b$$

donde β_i es la utilidad marginal social del ingreso de la persona i (es decir, la derivada de la función de bienestar social W con respecto a x_i). Dado el supuesto usual de concavidad de W , β_i es decreciente en x_i . Una función de bienestar usual para estos cálculos es la CES

$$(9.33) \quad W = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{x_i^{1-\epsilon}}{1-\epsilon}$$

En este caso, CD_B resulta ser

$$(9.34) \quad CD_B = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^{-\epsilon} s_i^b$$

Supóngase, en consistencia con el análisis de incidencia de la pobreza, que $\beta_i=1$ para toda persona pobre y 0 para el resto. En este caso CD_B se convierte en la participación de la población pobre P en los beneficios totales del programa

$$(9.35) \quad CD_B = \sum_{i=1}^N s_i^b 1(i \in P)$$

⁴² El término proviene de la literatura impositiva. Ver Newbery y Stern (1987).

Para ejemplificar estos conceptos tomemos el caso del gasto público en educación en Honduras (cuadro 9.7). Para simplificar el cálculo se asumen 10 individuos que representan a cada decil de la distribución del consumo per cápita familiar en ese país. El gasto en educación primaria en Honduras 2004 no es, en términos estrictos, globalmente pro-pobre, aunque las participaciones tienden a caer con el consumo per cápita del hogar. El segundo panel del cuadro 9.7 indica que la característica distributiva del gasto en primaria es claramente superior a la CD_B del gasto en educación media y superior, con independencia del valor de ε elegido.⁴³ Se dice entonces que el gasto en educación primaria es más pro-pobre o más focalizado que el del resto de los niveles educativos.

Cuadro 9.7
Distribución de beneficios del gasto en educación por deciles y características distributivas
Honduras, 2004

<i>Participaciones</i>					
	Consumo	Educación			Total
		Primaria	Media	Superior	
1	1.9	12.5	1.3	0.0	8.4
2	2.8	13.8	1.9	0.3	9.5
3	3.7	12.3	5.0	0.4	8.9
4	4.8	12.1	6.4	1.2	9.7
5	6.2	12.2	9.7	1.5	9.3
6	7.7	10.5	12.4	2.8	9.2
7	9.6	9.2	16.4	4.6	9.6
8	12.3	7.9	19.6	15.8	11.2
9	16.9	6.7	17.0	26.1	11.9
10	34.1	2.8	10.2	47.3	12.1
Total	100.0	100.0	100.0	100.0	100.0

<i>Características distributivas</i>				
ε	Primaria	Media	Superior	Total
1	2.28	1.19	0.58	1.79
2	0.73	0.21	0.05	0.53
3	0.29	0.05	0.01	0.20

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI.

Resulta ilustrativo descomponer la CD_B de un programa en dos términos

$$(9.36) \quad CD_B = \sum_{i=1}^N \beta_i s_i^* + \sum_{i=1}^N \beta_i (s_i^b - s_i^*)$$

Mientras que s_i^b indica la participación de i en el total de los beneficios del programa, s_i^* indica la participación en el total de beneficiarios. El primer término de (9.36) es una medida del grado de focalización del programa alcanzado solo a través de la selección de sus beneficiarios, mientras que el segundo indica el ajuste como consecuencia de una distribución

⁴³ Nótese que se llega a la misma conclusión usando la ecuación (9.35) para cualquier línea de pobreza alternativa.

de beneficios más o menos focalizada que la de los beneficiarios. Coady y Skoufias (2004) llaman al primer término *eficiencia de focalización* y al segundo *eficiencia redistributiva*, y computan esos valores para programas alternativos en México. Los programas de transferencias basados en el número de niños no son muy eficientes en el primer sentido pero sí en el segundo, dado el mayor número de niños en los hogares pobres.

Focalización y errores de inclusión y exclusión

Supongamos que un programa está asignado solo a una determinada población objetivo. Por simplicidad asumamos que el programa está dirigido a aquellos individuos cuyo consumo per cápita no supera un cierto umbral z . En la práctica, es usual que los gobiernos no cuenten con información precisa del consumo de cada potencial beneficiario y, por lo tanto, utilicen alguna *proxy* para asignar el programa, como el tipo de empleo, la vivienda, la ubicación geográfica, el número de hijos o el nivel educativo. Supongamos, por ejemplo, que por problemas informativos un programa cuya población objetivo son los hogares pobres por consumo es asignado en la práctica a los hogares con niños a cargo y sin ningún miembro adulto con un trabajo registrado. Este método imperfecto de identificación de la población pobre genera errores de inclusión y exclusión. Un error de exclusión (o de *tipo I*) consiste en rechazar del programa a un hogar pobre que no califica dados los requerimientos exigidos, mientras que un error de inclusión (o de *tipo II*) consiste en aceptar en el programa a un hogar no pobre pero que califica para el programa.

El cuadro 9.8 ilustra el problema con un ejemplo hipotético. De los 50 hogares pobres, 30 reciben el programa y 20 son incorrectamente excluidos, mientras que del total de 50 no pobres 10 reciben el programa por imperfecciones del método de focalización. El error de exclusión es $20/100=0.2$, mientras que el error de inclusión es $10/100=0.1$. Un indicador alternativo es *la tasa de filtración* que indica el porcentaje de beneficiarios incorrectamente incluidos como tales (en el ejemplo, $10/40=0.25$). Finalmente, *la tasa de subcobertura* indica el porcentaje dentro del grupo objetivo que queda incorrectamente marginado del programa (en el ejemplo $20/50=0.4$).

Cuadro 9.8
Errores de inclusión y exclusión

	Pobres	No pobres	Total
Beneficiarios	30	10	40
No beneficiarios	20	40	60
Total	50	50	100

La elección del método de identificación de beneficiarios debe estar guiada por la minimización de los errores de inclusión y exclusión. Lamentablemente, en la práctica lo usual es que intentos por reducir un error conlleven aumentos del otro. Por ejemplo, si motivado por la necesidad de reducir el error de exclusión el gobierno levanta el requisito de que el hogar cuente con niños para recibir el subsidio, el error de inclusión se incrementará, al facilitar la entrada al programa de hogares no pobres sin niños. La literatura sobre focalización y diseño óptimo de programas es extensa y excede el objetivo de este capítulo. Grosh (1992) es una referencia básica aplicada a América Latina a partir de la cual se puede profundizar el tema.

9.2. Progresividad

Otro término comúnmente utilizado para evaluar el grado de focalización de un programa público es el de *progresividad*. Un programa es globalmente progresivo si el beneficio que genera, medido como proporción del ingreso, cae con el nivel de ingreso. Formalmente, el programa es globalmente progresivo si

$$(9.37) \quad x_i < x_j \Leftrightarrow \frac{b_i}{x_i} \geq \frac{b_j}{x_j} \quad \forall i, j$$

Si asumimos una función de beneficios diferenciable $b(x)$, el programa es globalmente progresivo si

$$(9.38) \quad \frac{d\left(\frac{b(x)}{x}\right)}{dx} \leq 0, \quad \forall x$$

El programa es progresivo en un punto x_0 si $d(b(x_0)/x_0)/dx < 0$. Si la desigualdad en las definiciones anteriores se invierte se dice que el programa es globalmente *regresivo*, y si se cumple como igualdad en todo el soporte, *proporcional*.

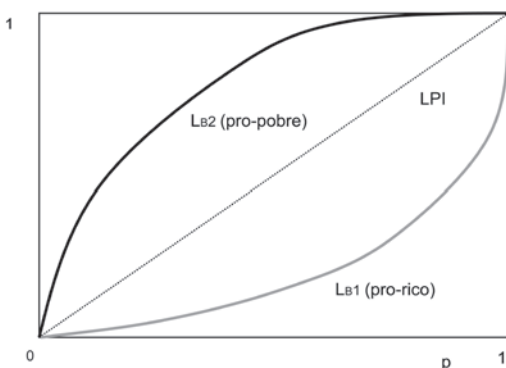
Nótese que un programa puede ser pro-rico (los beneficios individuales crecen con el ingreso) y a la vez progresivo (los beneficios como proporción del ingreso caen con el ingreso). Esta diferencia adquiere relevancia en América Latina, donde un nutrido conjunto de programas tiene una estructura de incidencia pro-rica, pero progresiva a la vez.

Un instrumento gráfico muy útil para ilustrar la distribución de los beneficios de un programa público es la *curva de concentración de beneficios* definida como

$$(9.39) \quad L_B(p) = \int_0^y \frac{b(x)f(x)dx}{\mu b} ; p = F(y)$$

donde b es el ratio entre beneficios totales e ingreso total. Esta curva, ya introducida en el capítulo 7, se construye marcando el porcentaje de beneficios acumulados en cada $p\%$ de menores ingresos de la población. L_B se grafica en una caja de dimensiones 1×1 , parte del punto $(0, 0)$ y llega a $(1, 1)$. Un programa que otorga beneficios iguales a toda la población tiene una L_B que coincide con la diagonal o línea de perfecta igualdad (LPI). Un programa pro-pobre implica una L_B cóncava, que avanza siempre por encima de la diagonal (L_{B2} en figura 9.26).

Figura 9.26
Curva de concentración de los beneficios de un programa



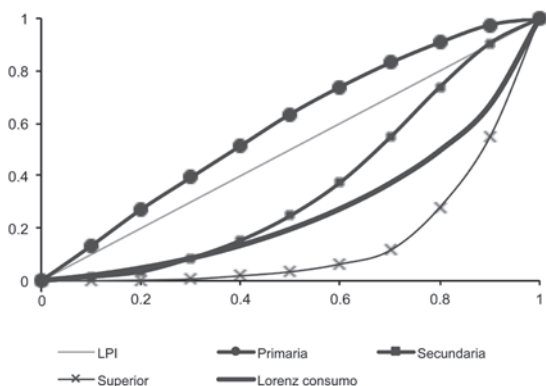
Nota: LPI: línea de perfecta igualdad.

L_{B1} : curva de concentración de los beneficios de un programa pro-rico.

L_{B2} : curva de concentración de los beneficios de un programa pro-pobre.

La figura 9.27 muestra la curva de concentración de los programas de educación primaria, media y superior en Honduras, 2004. Mientras que la educación primaria es claramente pro-pobre, el gasto en educación media y superior resulta pro-rico.

Figura 9.27
Curva de concentración de beneficios
Educación pública en Honduras, 2004



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la ENCOVI.
 Nota: LPI: línea de perfecta igualdad.

Así como definimos un coeficiente de Gini en función de la curva de Lorenz, es posible construir un indicador semejante sobre la curva de concentración de beneficios. Este *índice de concentración de los beneficios* se escribe en términos continuos como

$$(9.40) \quad C_B = 1 - 2 \int_0^1 L_B(p) dp$$

Nótese que dado que, a diferencia de la curva de Lorenz, L_B puede ir más allá de la diagonal, entonces $C_B \in [-1, 1]$. A menudo, los índices se multiplican por 100 para una lectura más simple por lo que $C_B \in [-100, 100]$. Números negativos de C_B indican una estructura de beneficios pro-pobre.

Sea L_{x+B} la curva de “cuasi-Lorenz” del ingreso después de incluir los beneficios del gasto en programas públicos⁴⁴

$$(9.41) \quad L_{x+B}(p) = \int_0^y \frac{(x + b(x))f(x)dx}{\mu(1 + b)}; \quad p = F(y)$$

donde $\mu(1 + b)$ es el ingreso promedio después del gasto. La llamamos “cuasi-Lorenz” dado que la curva registra el ingreso acumulado post-gasto $x+b(x)$, ordenando a la población de acuerdo con su ingreso pre-gasto x . Para que se trate estrictamente de una curva de Lorenz habría que reemplazar $f(x)$ por la función de densidad del ingreso post-gasto. La cuasi-Lorenz coincide con la Lorenz cuando la inclusión de los beneficios de la política pública no ocasiona ningún reordenamiento en el *ranking* de ingresos. La pendiente de L_{x+B} es

⁴⁴ A esta curva se la conoce también como “curva de concentración del ingreso post-beneficios del gasto”.

$$(9.42) \quad L'_{x+B}(p) = \frac{y + b(y)}{\mu(1 + b)}$$

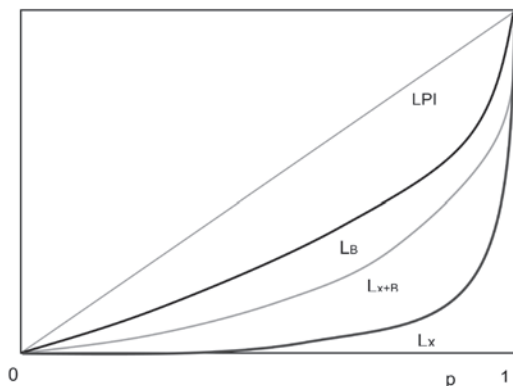
El teorema de Jakobsson-Fellman establece que⁴⁵

$$(9.43) \quad \frac{d\left(\frac{b(x)}{x}\right)}{dx} \leq 0 \quad \forall x \Leftrightarrow L_B \geq L_{x+B} \geq L_x$$

Es decir, si un programa es globalmente progresivo (y solo en ese caso), la curva de concentración de beneficios L_B estará por encima de la cuasi-Lorenz L_{x+B} , y esta a su vez por encima de la curva original de Lorenz L_x , como en la figura 9.28.

Figura 9.28

**Curva de Lorenz L_x , cuasi-Lorenz L_{x+B}
y curva de concentración de los beneficios L_B
Programa progresivo (aunque pro-rico)**



Nota: *LPI*: línea de perfecta igualdad.

L_B : curva de concentración de los beneficios del gasto público.

L_x : curva de Lorenz.

L_{x+B} : curva de cuasi-Lorenz después del gasto.

El teorema es útil por dos razones. En principio, establece una manera clara y no ambigua de evaluar si un programa es progresivo o no a partir de la comparación de curvas de concentración y de Lorenz. En segundo lugar, establece la condición bajo la cual estamos seguros que un programa hace a la distribución del ingreso más igualitaria: la progresividad global de su estructura de beneficios.

Es importante detenernos para analizar este resultado que indica que para que la distribución del ingreso se vuelva más igualitaria son necesarios programas progresivos, no necesariamente pro-pobres. Supongamos una sociedad con una persona pobre y una rica, en

⁴⁵ Para una explicación de la prueba ver Lambert (2001).

la que el ingreso de la segunda es 10 veces superior al de la primera, y donde el gobierno recibe una donación internacional de \$100 que reparte \$30 al pobre y \$70 al rico. Ese programa de transferencias monetarias es claramente pro-rico, pero progresivo. La distribución del ingreso después de la transferencia es más igualitaria que antes de ella. Es probable que este resultado nos deje incómodos; el reparto de los fondos obtenidos que hace el gobierno no parece “equitativo” y, sin embargo, “mejora” la distribución. La inconsistencia proviene de concebir y medir a la desigualdad a partir de diferencias relativas de ingreso (el principio de invarianza a la escala de los indicadores de desigualdad relativa), pero entender que para que un reparto de recursos sea distributivamente neutral las transferencias deben ser iguales por persona (el principio de invarianza a las traslaciones de los indicadores de desigualdad absoluta). Una posibilidad es abandonar el paradigma relativo y medir desigualdad como diferencias absolutas, pero esto trae aparejado varios problemas que discutimos en el capítulo 6. En la práctica, en general, la inconsistencia se mantiene: por un lado la desigualdad se mide a partir de indicadores invariantes a la escala, pero por el otro las personas y gobiernos preocupados por la inequidad social desaprueban los programas o repartos con sesgo pro-rico pese a que puedan tener un impacto positivo sobre los indicadores usuales de igualdad.

Volvamos al tema de la medición formal de la progresividad. Existen varios indicadores del grado de progresividad de un programa. El más usado es el índice de Kakwani definido como

$$(9.44) \quad K_B = 2 \int_0^1 [L_B(p) - L_X(p)] dp$$

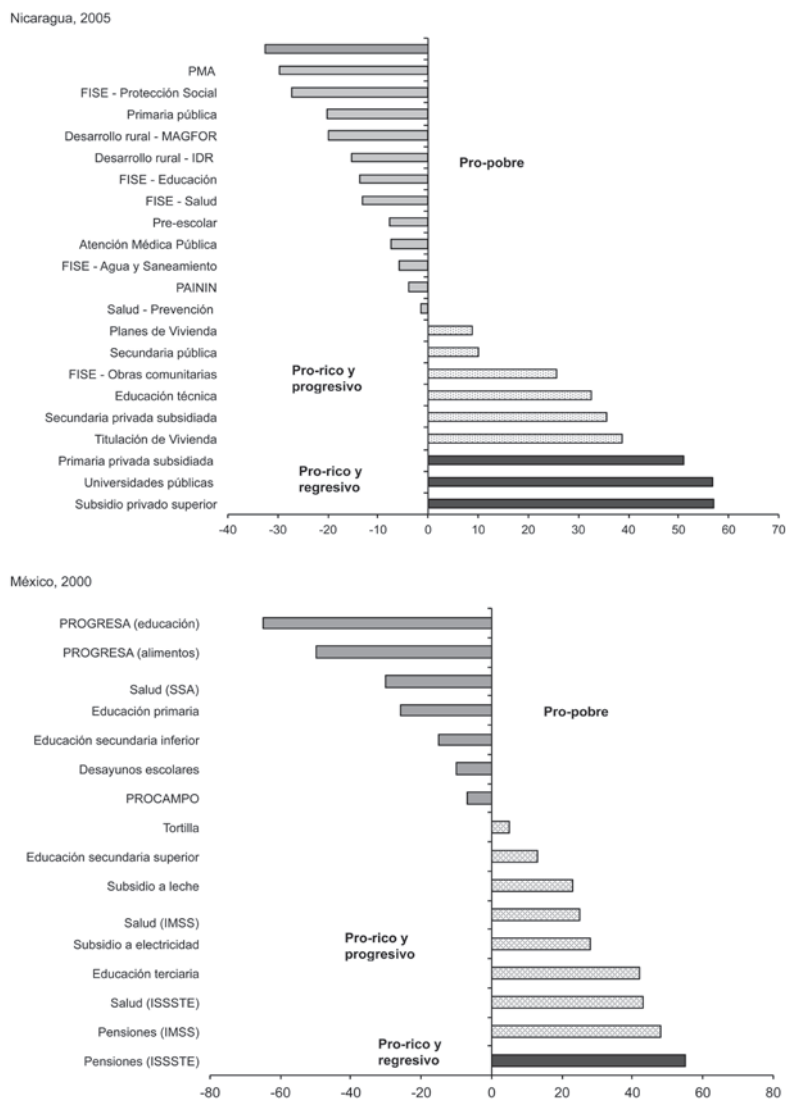
Como sugiere el término entre corchetes, el índice de Kakwani crece a medida que la curva de concentración del gasto L_B se aleja de la curva inicial de Lorenz L_X . Sumando y restando 1 en (9.44) y reordenando es fácil ver que

$$(9.45) \quad K_B = G_X - C_B$$

El índice de progresividad de Kakwani es igual al coeficiente de Gini del ingreso inicial menos el índice de concentración de los beneficios del gasto. Naturalmente, cuanto más pro-pobre es el programa (más negativo es C_B), más progresivo será. De igual forma, dada una estructura de beneficios, el programa será más progresivo cuanto más desigual sea la distribución del ingreso inicial sobre la que se aplica.

La figura 9.29 muestra los índices de concentración del gasto de un conjunto de programas sociales en Nicaragua 2005 y México 2000. Los marcados en gris son pro-pobres ($C_B < 0$), en punteado están los programas pro-ricos pero progresivos ($C_B > 0$, $C_B < G_X$), y en negro los regresivos ($C_B > G_X$).

Figura 9.29
Índices de concentración del gasto
Nicaragua, 2005 y México, 2000

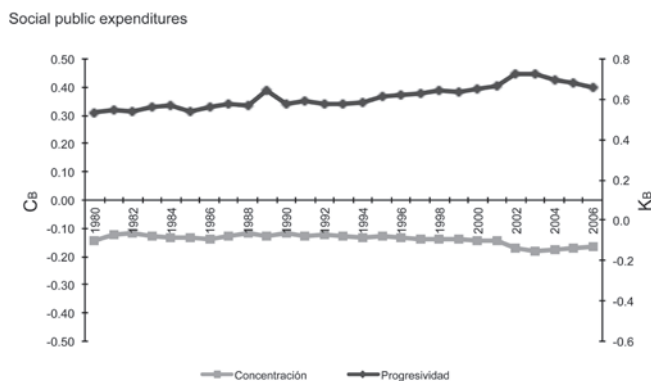


Fuente: Gasparini *et al.* (2007) y Scott (2004).

La figura 9.30 muestra los índices de concentración y de progresividad de Kakwani del gasto público social en Argentina. Si bien el grado de concentración del gasto social se mantuvo estable durante varios años, el aumento de la desigualdad en la distribución del ingreso

lo volvió más progresivo. La progresividad se incrementó a principios de los 2000 con la implementación de programas de transferencias monetarias que hicieron al gasto más pro-pobre.

Figura 9.30
Índices de concentración y progresividad
Argentina, 1980-2006



Fuente: Cruces y Gasparini (2009).

Un índice de progresividad alternativo es⁴⁶

$$(9.46) \quad P_B = \sum_{i=1}^N \beta_i (s_i^x - s_i^b) = CD_X - CD_B$$

P_B es la diferencia entre la característica distributiva del ingreso y la de los beneficios del gasto. CD_X es interpretado como un indicador de desigualdad emparentado con el Atkinson.

Una medida alternativa del impacto redistributivo de un programa público es su elasticidad-Gini (EG), introducida en el capítulo 6. Supongamos que una de las fuentes de ingreso de un individuo u hogar es un programa público k cuyo subsidio se multiplica por $(1+e_k)$, con e_k arbitrariamente pequeño. En este caso,

$$(9.47) \quad EG = \frac{\partial G}{\partial e_k} \frac{1}{G} = s_k \left(\frac{R_k G_k}{G} - 1 \right)$$

donde G es el coeficiente de Gini del ingreso, G_k el Gini de la fuente k , s_k la participación del subsidio k en el ingreso total y R_k es la correlación-Gini entre el ingreso y la fuente de ingreso k . EG es un parámetro que indica el impacto sobre la desigualdad, medida por el Gini, de un aumento marginal porcentual de las transferencias de un programa. Cuanto más negativo es EG, mayor será el impacto igualador sobre el Gini de un programa particular. Perry y Wodon

⁴⁶ Ver Gasparini y Porto (1995).

(2004) reportan EG negativos para la educación en varios países de la región: Argentina (-0.28), Chile (-0.44), Uruguay (-0.30) y México (-0.06). El gasto en educación primaria toma valores de EG entre -0.91 y -0.34, mientras que el gasto en educación terciaria presenta valores positivos, entre 0.54 y 1.25.

9.3 Característica distributiva de los impuestos

La medición del grado de focalización de los impuestos tiene semejanza formal con la de los beneficios del gasto en programas públicos. Sea t_i la carga tributaria que debe soportar la persona (u hogar) i y T la carga total. Podemos definir a la *característica distributiva* de un impuesto de forma similar a la ecuación (9.32).

$$(9.48) \quad CD_t = \sum_{i=1}^N \beta_i \frac{t_i}{T} = \sum_{i=1}^N \beta_i s_i^t$$

donde s_i^t es la participación del individuo u hogar i en la carga total del gravamen t . Por ejemplo, en un impuesto que recaee sobre el consumo s_i^t se corresponde con la participación de i en el consumo total del bien gravado. En la literatura de imposición óptima, la característica impositiva juega un papel central. A igualdad de otros factores, debe gravarse más intensamente aquellos bienes con menor CD_t .⁴⁷

Las definiciones de progresividad también son semejantes a las de la sección anterior. Sea t/x_i la *presión* tributaria, donde x_i es algún indicador de bienestar. Un impuesto es globalmente progresivo si la presión tributaria aumenta con el nivel de bienestar. Formalmente, el impuesto es globalmente progresivo si

$$(9.49) \quad x_i < x_j \Leftrightarrow \frac{t_i}{x_i} \leq \frac{t_j}{x_j} \quad \forall i, j$$

Si asumimos una función de carga impositiva diferenciable $t(x)$, el impuesto es globalmente progresivo si

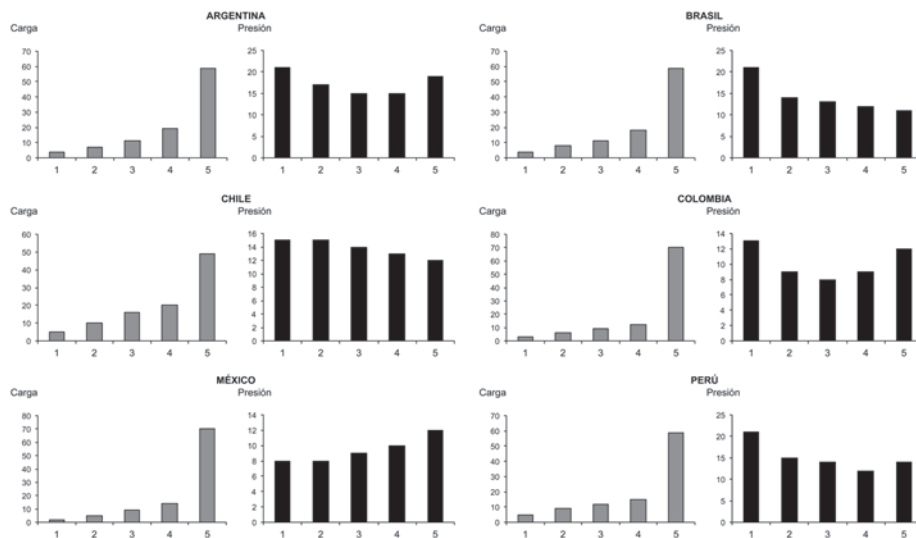
$$(9.50) \quad \frac{d\left(\frac{t(x)}{x}\right)}{dx} \geq 0, \quad \forall x$$

Si la desigualdad en las definiciones anteriores se invierte se dice que el impuesto es globalmente *regresivo*, y si se cumple como igualdad en todo el soporte, *proporcional*. Naturalmente, puede ocurrir que la carga tributaria t_i crezca con el ingreso, pero que la presión t_i/x_i sea decreciente. Goñi *et al.* (2008) reportan que los sistemas tributarios latinoamericanos se

⁴⁷ Ver Newbery y Stern (1987). Navajas y Porto (1988) reportan que el parámetro usado frecuentemente en la práctica o en las discusiones políticas es, equivocadamente, la participación de un bien en el presupuesto de los pobres, y no la participación de los pobres en el consumo total del bien, como recomienda la literatura de imposición óptima basándose en el análisis de características distributivas.

caracterizan por cargas crecientes pero presiones, en general, decrecientes.⁴⁸ La figura 9.31 documenta este punto para varios países de la región.

Figura 9.31
Carga y presión tributaria



Fuente: Goñi *et al.* (2008).

Un impuesto es progresivo en un punto x_0 si $d(t(x_0)/x_0)/dx > 0$. Existen medidas de progresividad local que evalúan el cambio de la presión tributaria en un punto. La mayoría de estas medidas comparan el impuesto en el margen $t'(x)$ con el impuesto medio o presión tributaria $t(x)/x$, explotando el hecho de que el impuesto medio crece toda vez que el marginal supera al medio.

Indicador LP (liability progression)

$$(9.51) \quad LP(x) = \frac{t'(x)}{t(x)/x}$$

Indicador ARP (progresividad de la tasa promedio)

$$(9.52) \quad ARP(x) = \frac{t'(x) - t(x)/x}{x}$$

⁴⁸ Goñi *et al.* (2008) usan el ingreso corriente como indicador de bienestar. Recordemos que la regresividad seguramente se vería atenuada si se utilizara el consumo corriente.

Indicador RP (progresividad residual)

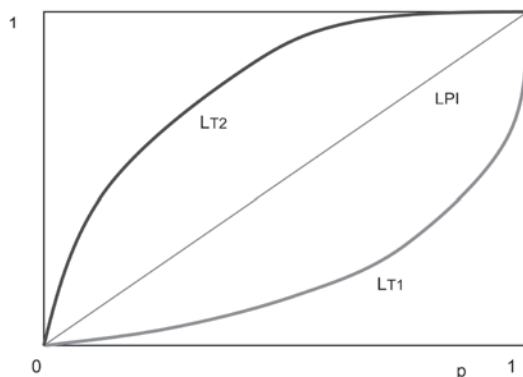
$$(9.53) \quad RP(x) = \frac{1 - t'(x)}{(x - t(x)) / x}$$

Indicador CP (medida de la convexidad de la estructura impositiva)

$$(9.54) \quad CP(x) = \frac{t''(x)x}{t'(x)}$$

Como en el caso del gasto público, la curva de concentración de impuestos constituye un buen resumen gráfico del grado de focalización de la carga de los tributos. Esta curva indica el porcentaje de la carga tributaria que recae sobre el $p\%$ de menores ingresos de la población. La figura 9.32 ilustra el caso de un impuesto creciente en el ingreso (L_{T1}) y uno decreciente en el ingreso (L_{T2}). La línea de perfecta igualdad LPI coincide con un impuesto igual por persona.

Figura 9.32
Curva de concentración de la carga tributaria



Nota: LPI: línea de perfecta igualdad; L_{T1} : curva de concentración de un impuesto creciente en el ingreso; L_{T2} : curva de concentración de un impuesto decreciente en el ingreso.

La curva de concentración de impuestos puede escribirse como

$$(9.55) \quad L_T(p) = \int_0^y \frac{t(x)f(x)dx}{\mu t} \quad ; p = F(y)$$

donde t es la presión tributaria global y μt la media del ingreso. Su pendiente es

$$(9.56) \quad L_T'(p) = \frac{t(y)}{\mu t}$$

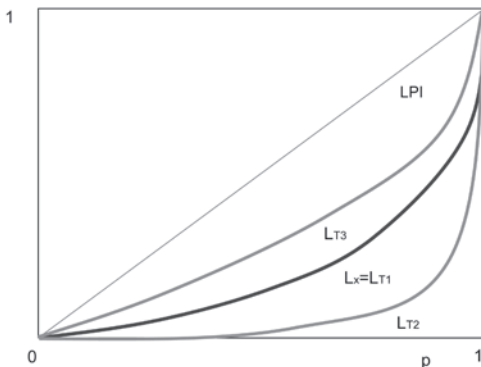
A partir de esta curva es posible derivar un índice de concentración de impuestos

$$(9.57) \quad C_T = 1 - 2 \int_0^1 L_T(p) dp$$

que tiene un rango de variación en el intervalo $[-1, 1]$.

El grado de progresividad global de un impuesto surge de comparar su curva de concentración con la curva original de Lorenz. Los impuestos proporcionales son aquellos donde t/x es constante, por lo que la curva de Lorenz y la de concentración de impuestos coinciden (L_{T1} en la figura 9.33). En el caso de los impuestos progresivos, la curva de concentración está por debajo de la de Lorenz (L_{T2}) y en los regresivos está por encima (L_{T3}). Nótese que un impuesto puede ser regresivo como L_{T3} aunque la carga tributaria esté más concentrada en los ricos.

Figura 9.33
Curvas de concentración de la carga tributaria L_T



Nota: LPI: línea de perfecta igualdad. L_x : curva de Lorenz; L_{T1} : curva de concentración de un impuesto proporcional; L_{T2} : curva de concentración de un impuesto progresivo; L_{T3} : curva de concentración de un impuesto regresivo.

Como en el caso del gasto público, puede definirse una curva de concentración del ingreso post-fiscal o cuasi-Lorenz

$$(9.58) \quad L_{x-T}(p) = \int_0^y \frac{(x-t(x))f(x)dx}{\mu(1-t)} ; p = F(y)$$

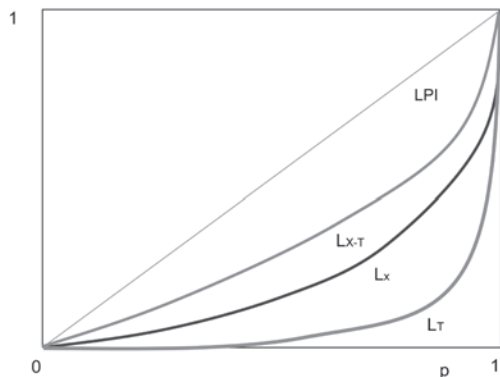
donde $\mu(1-t)$ es el ingreso promedio post-impuestos. El teorema de Jakobsson-Fellman aplicado a los impuestos establece

$$(9.59) \quad \frac{d\left(\frac{t(x)}{x}\right)}{dx} \geq 0 \quad \forall x \Leftrightarrow L_{x-T} \geq L_x \geq L_T$$

Si los impuestos son progresivos, su curva de concentración estará por debajo de la curva de Lorenz y, en consecuencia, la curva de cuasi-Lorenz después de impuestos estará por encima de la original, denotando una distribución más igualitaria. Solo si los impuestos son progresivos estamos seguros que la distribución del ingreso será más igualitaria después del

gravamen. Para impuestos regresivos, las desigualdades de (9.59) se invierten, mientras que en el caso de impuestos proporcionales las tres curvas coinciden. Dado que los impuestos proporcionales no modifican la distribución del ingreso, se los conoce también como impuestos *neutros*.

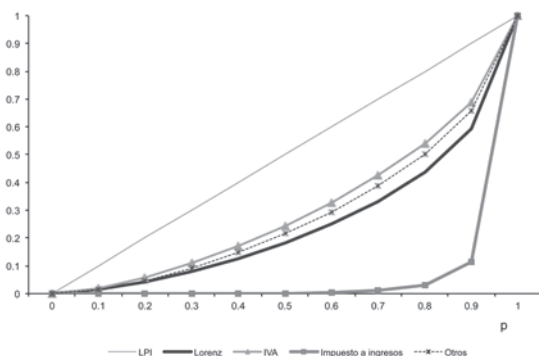
Figura 9.34
Curva de Lorenz L_x , cuasi-Lorenz $L_{x,T}$
y curva de concentración de la carga tributaria L_T
Impuesto progresivo



Nota: LPI : línea de perfecta igualdad; L_x : curva de Lorenz; L_T : curva de concentración de un impuesto progresivo; $L_{x,T}$: cuasi-Lorenz después de un impuesto progresivo.

La figura 9.35 muestra las curvas de concentración de un conjunto de impuestos en Chile, dibujadas sobre la base de los resultados de Engel *et al.* (1999). Mientras que la curva correspondiente al impuesto al valor agregado (IVA) está siempre por encima de la curva de Lorenz, denotando un impuesto regresivo, la curva de concentración del impuesto a los ingresos está ubicada muy por debajo de la Lorenz, sugiriendo un gravamen a la renta de naturaleza muy progresiva.

Figura 9.35
Curvas de concentración de los impuestos
Chile, 1996



Fuente: Elaboración propia sobre la base de Engel *et al.* (1999).
 Nota: LPI: línea de perfecta igualdad.

Una medida natural del grado de progresividad global surge de comparar la distancia entre la curva de concentración de impuestos y la curva de Lorenz. El índice de progresividad de Kakwani se define como

$$(9.60) \quad K_T = 2 \int_0^1 [L_X(p) - L_T(p)] dp$$

Como sugiere el término entre corchetes en (9.60), el índice de Kakwani crece a medida que la curva de concentración de los impuestos L_T se aleja de la curva inicial de Lorenz L_X . Sumando y restando 1 en (9.60) y reordenando

$$(9.61) \quad K_T = C_T - G_X$$

El índice de progresividad de Kakwani es igual al índice de concentración de la carga del impuesto menos el coeficiente de Gini del ingreso inicial. Naturalmente, cuanto más concentrada en los ricos está la carga tributaria (mayor C_T), más progresivo será el gravamen. De igual forma, dada una estructura tributaria, el impuesto será más progresivo cuanto menos desigual sea la distribución del ingreso inicial sobre la que se aplica. Los impuestos progresivos (regresivos) tienen valor de K_T positivo (negativo).

Un índice de progresividad alternativo puede construirse como la diferencia entre la característica distributiva de los impuestos y del ingreso.

$$(9.62) \quad P_T = \sum_{i=1}^N \beta_i (s_i^t - s_i^x) = CD_T - CD_X$$

En el cuadro 9.9 se reportan los índices de concentración y de Kakwani de un conjunto de impuestos en México en 1984, 1989, 1996 y 2002, sobre la base de los resultados de Vargas-Téllez (2009). En todos los gravámenes la carga es superior entre los más ricos ($C_T > 0$). Sin embargo, en la mayoría de ellos el grado de concentración es menor que el del ingreso, resultando gravámenes regresivos ($C_T > 0$, $C_T < G_X$). Solo el impuesto a los ingresos aparece como claramente progresivo.

Cuadro 9.9
Índices de concentración y de Kakwani
México, 1984-2002

	1984	1989	1996	2002
<i>Gini del ingreso disponible</i>	0.5002	0.5864	0.5230	0.5084
	0.0087	0.0136	0.0103	0.0047
<i>Índices de concentración</i>				
Impuesto a los ingresos	0.7246	0.8230	0.8375	0.8488
	0.0177	0.0156	0.0102	s.d
Contribuciones a la seguridad social	0.3530	0.3125	0.4762	0.4159
	0.0105	0.0068	0.0055	0.0046
IVA	0.4869	0.4510	0.4970	0.4820
	0.0103	0.0077	0.0061	0.0042
Impuestos específicos	0.5362	0.4730	0.5413	0.4738
	0.0105	0.0065	0.0062	0.0042
Impuesto inmobiliario	0.2647	0.5649	0.5653	0.4942
	0.0242	0.0581	0.0770	0.0518
<i>Índices de Kakwani</i>				
Impuesto a los ingresos	0.2244	0.2366	0.3145	0.3404
	0.0131	0.0066	0.0100	0.0045
Contribuciones a la seguridad social	-0.1472	-0.2739	-0.0468	-0.0925
	0.0130	0.0150	0.0111	0.0063
IVA	-0.0133	-0.1354	-0.0260	-0.0264
	0.0066	0.0128	0.0077	0.0042
Impuestos específicos	0.0360	-0.1134	0.0183	-0.0346
	0.0108	0.0136	0.0110	0.0051
Impuesto inmobiliario	-0.2355	-0.0215	0.0423	-0.0142
	0.0435	0.0595	0.0774	0.0518

Fuente: Vargas-Téllez (2009). Errores estándar debajo de las estimaciones puntuales.

La evidencia empírica sugiere que los sistemas tributarios latinoamericanos resultan aproximadamente proporcionales, con algún pequeño sesgo hacia la regresividad. Por ejemplo, los resultados de CEPAL (2006) para 15 países de la región indican que en siete de ellos el sistema es ligeramente progresivo y en ocho regresivo. En solo dos de ellos el impacto de los impuestos sobre el Gini supera los dos puntos.

9.7. Impacto redistributivo

Si bien por motivos pedagógicos es usual tratar los programas públicos y los impuestos por separado, es clara la conveniencia de analizarlos en conjunto. Si un programa es progresivo pero su financiamiento es muy regresivo, la distribución del ingreso puede volverse más desigual luego de la implementación del programa. De la misma forma, un impuesto puede ser regresivo, pero si financia un gasto muy progresivo su impacto final será igualador.⁴⁹ El beneficio neto de la persona i como producto de la política fiscal –gastos públicos y su financiamiento– está dado por $bn_i = b_i - t_i$, pudiendo este valor ser positivo, negativo o cero. La sumatoria de los bn_i para todas las personas no es necesariamente cero, ya que puede haber pérdidas de eficiencia, externalidades u otros fenómenos que generen una brecha entre beneficios y carga de su financiamiento. Sin embargo, por simplicidad es usual asumir que en el agregado la suma de b_i y t_i coincide.

9.7.1 Impactos sobre la desigualdad

Asumiendo funciones continuas de beneficios del gasto $b(x)$ y carga impositiva $t(x)$, es posible definir una cuasi-curva de Lorenz después de la política fiscal.⁵⁰

$$(9.63) \quad L_{X-T+B}(p) = \int_0^y \frac{(x - t(x) + b(x))f(x)dx}{\mu \cdot (1 - t + b)}; p = F(y)$$

A partir de (9.63) puede derivarse un índice de concentración del ingreso post-fiscal, que es semejante a un coeficiente de Gini después de la política

$$(9.64) \quad C_{X-T+B} = 1 - 2 \int_0^1 L_{X-T+B}(p) dp$$

La definición (9.63) implica que

$$(9.65) \quad (1 - t + b)L_{X-T+B}(p) = L_X(p) - tL_T(p) + bL_B(p)$$

Sumando y restando tL_X y bL_X se llega a

$$(9.66) \quad (1 - t + b)(L_{X-T+B} - L_X) = t(L_X - L_T) - b(L_X - L_B)$$

⁴⁹ Para ignorar el lado del financiamiento al estudiar el impacto redistributivo del gasto público se asume que todo programa es financiado con impuestos proporcionales y, por ende, distributivamente neutros. Por su parte, en un estudio de incidencia impositiva se asume implícitamente que los gastos que financian esos gravámenes se distribuyen proporcionalmente.

⁵⁰ Esta curva también es llamada “curva de concentración del ingreso post-acción fiscal”.

El cambio en la distribución del ingreso ($L_{X-T+B} - L_X$) depende del grado de progresividad de los impuestos ($L_X - L_T$) y de los gastos ($L_X - L_B$) y del tamaño de la política fiscal (t, b).

La medida más popular del impacto redistributivo de la política fiscal es el índice de Reynolds-Smolensky, basado en la distancia entre la curva de Lorenz antes y después de la política.

$$(9.67) \quad RS = 2 \int_0^1 [L_{X-T+B}(p) - L_X(p)] dp$$

Sumando y restando 1 y operando

$$(9.68) \quad RS = G_X - C_{X-T+B}$$

El índice de Reynolds-Smolensky es la diferencia entre el Gini antes de la política y un cuasi-Gini después de la política fiscal. A partir de (9.66) puede despejarse ($L_{X-T+B} - L_X$) y reemplazarlo en (9.67), integrar y multiplicar por 2 para obtener

$$(9.69) \quad RS = \frac{tK_T + bK_B}{(1-t+b)}$$

Assumiendo $t=b$

$$(9.70) \quad RS = b(K_B + K_T)$$

El impacto redistributivo de la política fiscal, medido a través del índice de Reynolds-Smolensky, que es una simple diferencia de Ginis, es igual al tamaño del gasto público como proporción del ingreso multiplicado por el grado de progresividad del presupuesto, que resulta de sumar los índices de progresividad de Kakwani de gastos e impuestos. La ecuación (9.70) es clara respecto de los caminos para dotar a la política fiscal de mayor impacto redistributivo: (i) aumentar la progresividad de los gastos, (ii) aumentar la progresividad de los impuestos, o (iii) aumentar el gasto, si el presupuesto es progresivo.

Gasparini y Porto (1995) proponen índices de progresividad marginal de gastos e impuestos

$$(9.71) \quad PM_B = \sum_{i=1}^N \beta_i (sm_i^b - s_i^x) \quad PM_T = \sum_{i=1}^N \beta_i (s_i^x - sm_i^t)$$

donde sm_i^t (sm_i^b) indica la participación de i en el cambio en t (b) ocasionado por la política. Definiendo a $I=1-A$, donde A es el índice de desigualdad de Atkinson, puede probarse que

$$(9.72) \quad \frac{dI}{I} = C(PM_B + PM_T)db$$

con C una constante positiva. La ecuación (9.72) tiene una interpretación semejante a (9.70)

pero evalúa los cambios distributivos ante cambios marginales de la política fiscal en términos del índice de Atkinson. Si suponemos costos de eficiencia tal que $t=\alpha b$, con $\alpha>1$, entonces

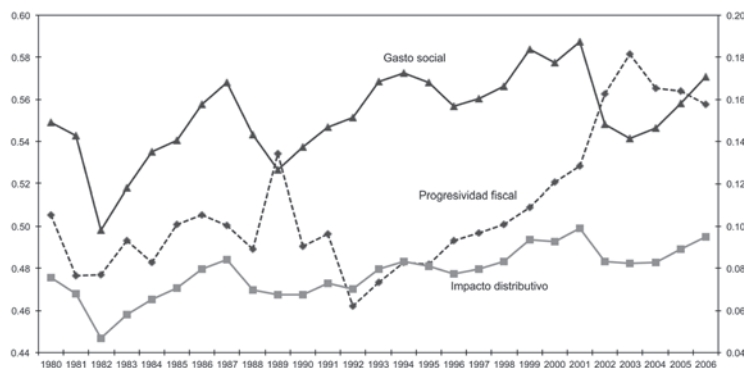
$$(9.73) \quad dW = ((PM_B + PM_T) - (\alpha - 1)CDM_T)db$$

donde CDM_T es la característica distributiva del cambio en t . La ecuación (9.73) indica que ante un aumento del gasto b el bienestar aumenta por su impacto redistributivo (si el presupuesto marginal es progresivo), pero cae por la pérdida de recursos producto de la ineficiencia α y de su distribución entre la población captada por CDM_T .

Algunos ejemplos

La figura 9.36 muestra la evolución del tamaño del gasto social como porcentaje del ingreso disponible (b), el grado de progresividad de esos gastos y los impuestos que lo financian ($K_B + K_T$), y el impacto redistributivo resultante (RS) en Argentina. El análisis incluye gastos en educación, salud, vivienda, agua y saneamiento, trabajo, programas de transferencias, servicios urbanos y asistencia social. El impacto redistributivo del gasto social y su financiamiento creció desde mediados de los noventa con la introducción de programas de transferencias monetarias focalizados, y desde mediados de los 2000 con el aumento del presupuesto.

Figura 9.36
Progresividad fiscal, gasto público e impacto redistributivo
Argentina, 1980-2006



Fuente: Cruces y Gasparini (2009). Gasto social b (gasto público social como porcentaje del ingreso disponible) medido en el eje derecho; progresividad fiscal (K_B+K_T) medida en el eje izquierdo, e impacto distributivo ($b(K_B+K_T)$) medido en el eje derecho.

El impacto redistributivo resulta positivo: el gasto social, aun al considerar su financiamiento, reduce el nivel de desigualdad. Este es un resultado importante que se repite en el resto de los países de América Latina. Se trata de un resultado esperable: incluso en casos donde los subsidios crecen con el ingreso, lo hacen a tasas menores que la concentración del propio ingreso. El gasto social es siempre progresivo (aunque puede llegar a ser pro-rico).⁵¹ Por otro lado, el grado de regresividad de los sistemas tributarios latinoamericanos nunca es tan grande como para compensar la progresividad del gasto.⁵²

El cuadro 9.10 muestra el impacto redistributivo del gasto social en Nicaragua a partir del indicador de Reynolds-Smolensky, asumiendo financiamiento proporcional. Si bien algunos programas no tienen un índice de concentración elevado (en valor absoluto), su alto presupuesto los convierte en programas de sensible impacto redistributivo. Tal es el caso del programa de atención médica pública, que es el más grande de los considerados en el estudio (3.4% del consumo total).

Cuadro 9.10
Índice de concentración, de progresividad, gasto e impacto redistributivo
Nicaragua, 2005

Programas	Índice de Concentración (i)	Índice de Progresividad Kakwani (ii)	Gasto (% consumo) (ii)	Impacto redistributivo RS (iii)
Educación				
Pre-escolar	-7.7	47.7	0.1	0.03
Primaria pública	-20.1	60.2	2.7	1.62
Primaria privada subsidiada	51.0	-10.9	0.1	-0.01
Secundaria pública	10.0	30.0	0.5	0.14
Secundaria privada subsidiada	35.6	4.5	0.0	0.00
Adultos	-32.5	72.6	0.2	0.15
Educación técnica	32.6	7.5	0.1	0.01
Universidades públicas	56.8	-16.7	1.9	-0.32
Subsidio privado superior	57.0	-16.9	0.1	-0.02
Salud				
Salud - Prevención	-1.5	41.6	0.5	0.21
Atención Médica Pública	-7.5	47.5	3.4	1.61
Vivienda				
Titulación de Vivienda	38.7	1.4	0.2	0.00
Planes de Vivienda	8.8	31.3	0.4	0.11
Asistencia social				
FISE - Educación	-13.7	53.8	0.3	0.18
FISE - Salud	-13.2	53.3	0.2	0.09
FISE - Agua y Saneamiento	-5.7	45.8	0.4	0.20
FISE - Obras comunitarias	25.6	14.4	0.6	0.09
FISE - Protección Social	-27.3	67.3	0.0	0.03
PAININ	-3.9	44.0	0.3	0.14
PMA	-29.7	69.8	0.2	0.11
Desarrollo rural				
MAGFOR	-19.9	60.0	0.5	0.31
IDR	-15.3	55.4	1.0	0.56

Fuente: Gasparini *et al.* (2007) sobre la base de microdatos de la EMNV.

⁵¹ Lustig (2011) encuentra un gasto pro-pobre en Argentina, Bolivia y México y pro-rico pero progresivo en Brasil y Perú.

⁵² Los gastos analizados son en general los "sociales", que pueden ser asignados con más facilidad. La progresividad del gasto posiblemente se vería atenuada al incluir otros gastos como administración general, seguridad, justicia y subsidios a actividades económicas.

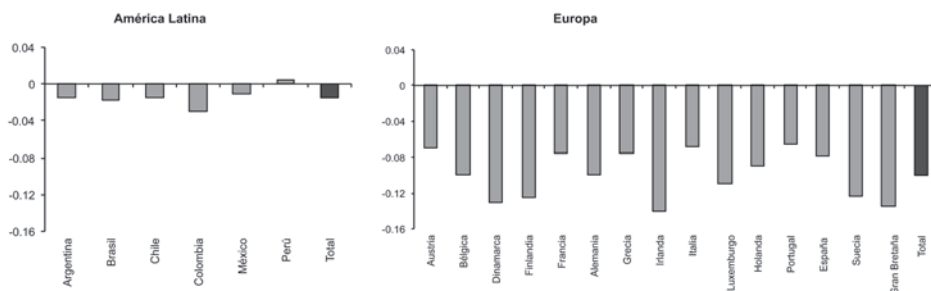
Se suele afirmar que no solo las distribuciones del ingreso de mercado en América Latina son más desiguales que en los países desarrollados, sino también son menores los esfuerzos fiscales por reducir las disparidades económicas. Combinando (9.68) y (9.70), y asumiendo ausencia de reordenamientos ($C_{X+B-T} = G_{X+B-T}$), la diferencia en la desigualdad medida por el Gini después de considerar el impacto de las políticas públicas entre un país latinoamericano AL y un país desarrollado D resulta ser

$$(9.74) \quad G_{X+B-T}^{AL} - G_{X+B-T}^D = (G_X^{AL} - G_X^D) - [b^{AL}(K_B^{AL} + K_T^{AL}) - b^D(K_B^D + K_T^D)]$$

En este esquema el Gini post-fiscal en América Latina puede ser superior al de un país desarrollado por cuatro razones: (i) desigualdad de mercado superior, (ii) gasto público menor, (iii) menor progresividad de los gastos y (iv) menor progresividad de los impuestos. En un interesante estudio que ya fue mencionado anteriormente, Goñi *et al.* (2008) analizan y proveen estimaciones de estos cuatro factores.⁵³ La figura 9.37, tomada de ese trabajo, muestra el impacto redistributivo diferencial entre algunos países de América Latina y ciertos países europeos.

Figura 9.37

Impacto redistributivo de la política fiscal en América Latina y Europa



Fuente: Goñi *et al.* (2008).

En un reciente estudio Lustig (2011) subraya la heterogeneidad entre países de la región en términos del alcance y efectividad de las políticas de gasto e impuestos, y de su impacto redistributivo. Mientras que de acuerdo con las estimaciones de ese trabajo la política fiscal reduce 10 puntos el Gini en Argentina, el impacto en Bolivia es de 2.4 puntos.

⁵³ Ver Engel, Galetovic y Raddatz (1999) para el caso chileno.

Como hemos discutido, mientras que en Latinoamérica los impuestos son aproximadamente neutrales o ligeramente regresivos, el gasto es progresivo: son las erogaciones sociales las que le otorgan progresividad a la política fiscal y la hacen igualadora.⁵⁴

Un debate usual en la región es el referido a las estrategias para incrementar el impacto redistributivo de las políticas. La ecuación (9.70) –o (9.72)– ilustra que este objetivo puede ser alcanzado mediante tres caminos: aumentar el presupuesto, dotar al gasto de más progresividad o aumentar la progresividad de los impuestos. La importancia relativa de cada camino depende crucialmente de las características de cada país y sus posibilidades de avanzar en esas direcciones.⁵⁵

Una consideración importante es que cambios en alguna variable en (9.70) pueden afectar a alguna de las otras dos. Por ejemplo, supóngase que el gobierno logra modificar la estructura impositiva reduciendo el IVA y aumentando el impuesto a las ganancias, pero que pierde recaudación en esa reforma. Si bien el aumento de K_T es favorable a la igualdad, la reducción de b no lo es. La pérdida de recursos para financiar gasto público progresivo puede volver a una potencial reforma tributaria progresiva en totalmente perjudicial para la igualdad de ingresos. Este argumento no implica descartar toda reforma tributaria, sino simplemente realizar evaluaciones cuidadosas, teniendo en cuenta todas las repercusiones.

2.1 Impacto de la pobreza

Más allá de los inconvenientes a la hora de las estimaciones, la medición del impacto de un programa o de la política fiscal global sobre la pobreza es trivial. Si llamamos $y=x+b(x)-t(x)$, y adoptamos medidas de pobreza aditivas separables, el impacto es simplemente

$$(9.75) \quad P_a - P_d = \int_0^z p(x, z) f(x) dx - \int_0^z p(y, z) f(y) dy$$

donde $p(x, z)$ mide el grado de pobreza individual. Kakwani y Son (2005) proponen una medida del grado de focalización de la política, evaluando su impacto sobre la pobreza. El índice PPP (“*pro-poor policy*”) se define como el ratio entre la reducción proporcional de la pobreza generada por un programa y la reducción proporcional que hubiera sido obtenida en el caso alternativo de implementar un programa universal con el mismo beneficio medio.

Assumiendo un indicador de pobreza aditivo separable y continuo, el impacto de un programa que asigna beneficios $b(x)$ sobre la pobreza es

⁵⁴ Una reciente revisión de estudios cuantitativos de incidencia fiscal en los países en desarrollo (Chu, Davoodi y Gupta, 2000) encuentra que los impuestos suelen tener poco efecto redistributivo. Tanto Bird y De Wulf (1973) tres décadas antes, como estudios nacionales (como por ejemplo, Engel *et al.* (1999) para Chile) llegan a conclusiones semejantes.

⁵⁵ Ver Lustig (2011) para una discusión de alternativas en varios países de la región.

$$(9.76) \quad \frac{dP}{P} = \frac{1}{P} \int_0^z \frac{\partial p}{\partial x} b(x) f(x) dx$$

Supongamos que el beneficio medio del programa es b^m .⁵⁶ El impacto de un programa alternativo que otorga b^m a cada persona de la población es

$$(9.77) \quad \frac{dP}{P} = \frac{b^m}{P} \int_0^z \frac{\partial p}{\partial x} f(x) dx = b^m \eta$$

donde η es la elasticidad absoluta de la pobreza, que indica cual es el cambio proporcional en la pobreza si todos reciben una transferencia de una unidad. El índice PPP de Kakwani y Son (λ) es simplemente el ratio de las dos ecuaciones anteriores

$$(9.78) \quad \lambda = \frac{1}{b^m \eta P} \int_0^z \frac{\partial p}{\partial x} b(x) f(x) dx$$

En un extremo, el valor mínimo de λ es cero cuando el programa no afecta el ingreso de los pobres. En el otro extremo, la focalización máxima se alcanza cuando solo los pobres reciben beneficios y lo hacen en una suma tal que dejan de ser pobres; es decir, $b(x) = z - x$, si $x < z$.

El orden de evaluación

El orden en el que se evalúa el impacto de cada política no es irrelevante para determinar su impacto sobre la pobreza (u otra magnitud distributiva). Imaginemos en el extremo un país con dos políticas idénticas de transferencias, A y B , que otorgan a cada persona un monto semejante al valor de la línea de la pobreza. Supongamos que evaluamos primero la política A en ausencia de B , y luego la política B en presencia de A . En este caso el estudio registraría que A erradicó la pobreza monetaria, mientras que B tuvo un impacto nulo. Se obtendría un resultado exactamente opuesto si evaluamos primero B , y luego A en presencia de B . Bibi y Duclos (2008) utilizan el concepto de valor de Shapley para aliviar este problema, usualmente ignorado en los estudios empíricos.

⁵⁶ El beneficio medio debe computarse sobre toda la población, incluyendo los no beneficiarios.

Apéndice: En la práctica

Asistencia educativa pública por deciles de ingreso

En este apartado utilizamos la Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM) de El Salvador de 2005 para calcular la participación de cada decil de ingreso per cápita familiar en el total de alumnos de los niveles de educación primaria, secundaria y superior (ver figura 9.3). Como se discute en el cuerpo del capítulo, el ejercicio puede repetirse para otras políticas públicas.

En la línea 3 del código siguiente se ejecuta el archivo `gcuand.do` (ver capítulo 3), a fin de utilizar nuestro comando `gcuand` para computar los deciles de ingreso per cápita familiar (ver línea 6). El decil de `ipcf` al que pertenece cada individuo se almacena en la variable `decil`. Las líneas 8-11 generan variables que identifican a quienes asisten a los niveles educativos primario (variable `asistepri`), secundario (variable `asistesec`) y superior (variable `asistesup`). Los comandos `preserve` (línea 13) y `restore` (línea 28) hacen que cualquier cambio a la base de datos que realicen los comandos comprendidos entre ellos sea temporal. Es decir, al ejecutar la sentencia `restore`, la base de datos vuelve al estado que tenía al momento de ejecutar la sentencia `preserve`. El comando `table` de las líneas 16-17 calcula el número de asistentes a cada nivel educativo por decil de ingreso per cápita familiar. La opción `row` agrega una fila a la tabla con el total de alumnos en cada nivel educativo. Por su parte, la opción `replace` reemplaza la base de datos en memoria por el resultado del tabulado. Así, el comando `list, clean` de la línea 19 muestra lo siguiente:

```
. list, clean

      table1   table2   table3   decil
1.   1446640   211225   140332     .
2.   169786    8690    1964     1
3.   181124   16296   2598     2
4.   168733   15456   2489     3
5.   170088   16271   4562     4
6.   158479   24070   7406     5
7.   152631   25108   6941     6
8.   130840   29235   12454     7
9.   124282   27030   21254     8
10.  104785   27207   37803     9
11.   85892   21862   42861    10
```

donde la primera observación de la nueva base de datos indica el número de alumnos en cada nivel educativo. Cabe hacer notar que el comando `list, clean` se utiliza solo para fines ilustrativos.⁵⁷ La línea 22 computa la participación de cada decil en el total de alumnos

⁵⁷ Se deja como ejercicio para el lector determinar los efectos de la opción `clean` del comando `list`.

que asisten a la escuela primaria (ver variable `shrpri`); es el valor de la variable `table1` dividido por la primera observación de la misma variable, contenido en `table1[1]`.⁵⁸ Las líneas 23 y 24 son similares pero se refieren a los niveles educativos secundario y superior, respectivamente. La línea 26 muestra los resultados de manera gráfica.

```

1 * cap9-educacion-decil.do
2
3 run "gcuan.do"
4
5 * generar deciles ipcf
6 gcuan ipcf [w=pondera], g(decil) ncuantiles(10)
7
8 * identificar alumnos por nivel educativo
9 gen asistepri = 1 if asiste==1 & prii==1
10 gen asistesec = 1 if asiste==1 & seci==1
11 gen asistesup = 1 if asiste==1 & supi==1
12
13 preserve
14
15 * contar cantidad alumnos por nivel educativo
16 table decil [w=pondera] if asiste==1, ///
17   c(sum asistepri sum asistesec sum asistesup) row replace
18
19 list, clean
20
21 * calcular participaciones
22 gen shrpri = table1/table1[1]
23 gen shrsec = table2/table2[1]
24 gen shrsup = table3/table3[1]
25
26 twoway connected shrpri shrsec shrsup decil if decil!=., xlabel(1(1)10)
27
28 restore

```

El bloque de código a continuación, aunque no replica ninguna figura del cuerpo del capítulo, complementa al anterior mediante el cómputo de las curvas de concentración correspondientes a los tres niveles educativos. En primer lugar, las líneas 3-6 generan variables que identifican a los individuos en edad de asistir a los niveles de escolaridad primaria (`edadpri`), secundario (`edadsec`) y superior (`edadsup`). Luego de ordenar las observaciones en orden creciente según su `ipcf` (línea 9), las líneas 11-14 generan la variable `shrpoppri` que indica el porcentaje acumulado de niños en edad de asistir a la escuela primaria. Así, la última observación de dicha variable (es decir, `shrpoppri[_N]`) es igual a la unidad. Las líneas 16-19 y 21-24 son similares pero se refieren a los niveles secundario y superior, respectivamente. Luego, las líneas 26-29 generan la variable que aparece en el eje vertical de la curva de concentración. Es decir, la variable `shrasistepri`, que contiene el porcentaje acumulado de asistentes a la escuela primaria. Nuevamente, las líneas 31-34 y 36-39 son similares pero se refieren a los niveles de educación secundaria y superior, respectivamente. Por último, las líneas 41-43 presentan gráficamente las tres curvas de concentración.

⁵⁸ De manera más general, la nomenclatura `aux[#]` hace referencia a la observación # de la variable `aux`.

```

1 * cap9-curva-concentracion-asistencia-escolar.do
2
3 * edades normativas por nivel educativo
4 gen edadpri=1 if edad>=6 & edad<=14
5 gen edadsec=1 if edad>=14 & edad<=17
6 gen edadsup=1 if edad>=17 & edad<=23
7
8 * ordenar según ipcf
9 sort ipcf
10
11 * población acumulada ordenamiento ipcf pri
12 gen shrpoppri = sum(pondera) if edadpri==1
13 summ pondera if edadpri==1, meanonly
14 replace shrpoppri = shrpoppri/r(sum)
15
16 * población acumulada ordenamiento ipcf sec
17 gen shrpopsec = sum(pondera) if edadsec==1
18 summ pondera if edadsec==1, meanonly
19 replace shrpopsec = shrpopsec/r(sum)
20
21 * población acumulada ordenamiento ipcf sup
22 gen shrpopsup = sum(pondera) if edadsup==1
23 summ pondera if edadsup==1, meanonly
24 replace shrpopsup = shrpopsup/r(sum)
25
26 * alumnos primaria acumulados
27 replace asistepri = 0 if asistepri != 1 & edadpri == 1 & asistepri !=. & edadpri !=.
28 gen shrasistepri = sum(asistepri*pondera)
29 replace shrasistepri = shrasistepri/shrasistepri[_N]
30
31 * alumnos secundaria acumulados
32 replace asistesec = 0 if asistesec != 1 & edadsec == 1 & asistesec !=. & edadsec !=.
33 gen shrasistesec = sum(asistesec*pondera)
34 replace shrasistesec = shrasistesec/shrasistesec[_N]
35
36 * alumnos superior acumulados
37 replace asistesup = 0 if asistesup != 1 & edadsup == 1 & asistesup !=. & edadsup !=.
38 gen shrasistesup = sum(asistesup*pondera)
39 replace shrasistesup = shrasistesup/shrasistesup[_N]
40
41 twoway (line shrasistepri shrpoppri) ///
42         (line shrasistesec shrpopsec) ///
43         (line shrasistesup shrpopsup)

```

Como vimos en el cuerpo del capítulo, a partir de la curva de concentración puede computarse el índice de concentración, de manera similar a como puede calcularse el índice de Gini a partir de la curva de Lorenz. El ejemplo que sigue calcula el índice de concentración para la asistencia a la escuela primaria. Como primer paso, se seleccionan las observaciones a utilizar a partir de la variable `edadpri` calculada anteriormente. Luego, se las ordena de menor a mayor según su ingreso (línea 7). El resto del código es similar al utilizado para computar el coeficiente de Gini (ver capítulo 6), pero reemplazando la variable de ingreso `ipcf` por la variable `asistepri`, también definida más arriba.

```

1 * cap9-indice-concentracion-asistencia-escolar.do
2
3 * eliminar observaciones que no se utilizan
4 keep if edadpri==1
5
6 * ordenar según ipcf
7 sort ipcf
8
9 summ asistepri [w=pondera]
10 * población de referencia
11 local obs = r(sum_w)
12 * tasa asistencia primaria
13 local media = r(mean)
14
15 gen aux = sum(pondera)
16 gen i = (2*aux - pondera + 1)/2
17 gen aux2 = asistepri*(`obs'-i+1)
18 summ aux2 [w=pondera]
19 local concent = 1 + (1/`obs') - (2/(`media'*`obs'^2)) * r(sum)
20
21 display "concent = " `concent'

```

Se deja como ejercicio para el lector calcular los índices de concentración para los niveles secundario y superior.

Incidencia x n te

En este apartado se muestra cómo pueden simularse programas de transferencias como los estudiados en la sección 9.3 del capítulo. En particular, se replica la figura 9.11 que expone las tasas de incidencia de la pobreza alcanzables en Colombia en caso de implementarse una serie de programas de transferencias monetarias, asumiendo ausencia de cambios de comportamiento. En primer lugar, se calculan los efectos de un programa de transferencias particular. En segundo lugar, se ilustra cómo puede automatizarse el mismo cálculo para un conjunto de programas similares que varían en el monto de la transferencia. A modo de ejemplo, se simula un programa de transferencias monetarias focalizado en la población pobre con las siguientes características:

valor básico por niño de hasta 5 años

valor básico más 15% por niño que asista a primaria (6 <= edad <= 12)

valor básico más 50% por joven que asista a secundaria (13 <= edad <= 17)

Luego, mostramos cómo repetir el ejercicio para distintos valores de la transferencia básica. En cada caso, se calcula (a) cómo se modifica la tasa de pobreza de 2.5 dólares, y (b) el costo del programa como proporción del ingreso total registrado en la encuesta.

La línea 3 corre el archivo `do fgt-libro.do` que contiene el programa `fgt` desarrollado en el capítulo 4. Como en capítulos anteriores, el valor de la línea de pobreza se almacena en la macro local `lp` (línea 6). La tasa de pobreza inicial se calcula en la línea 8. Las líneas 10-12 generan la variable `pobre` para identificar a los individuos pobres, aquellos que tienen un `ipcf` menor a la línea de pobreza. En este primer ejercicio, el valor de la transferencia

(*bas*) que reciben las familias pobres por cada niño de hasta 5 años de edad es equivalente a 1.25 dólares diarios por persona (línea 15). Las líneas 18-22 generan la variable *trnsfr* que contiene el monto de transferencia que recibe cada individuo de la encuesta; notar que se impone la condición de que solo los individuos pobres reciben la transferencia. El siguiente paso es computar cómo se modifica el ingreso familiar a raíz de dicha transferencia. La línea 25 computa el monto total de transferencias que recibe cada hogar, como la suma de las transferencias individuales. Como vimos en capítulos anteriores, el comando utilizado asigna el mismo resultado a cada uno de los miembros del hogar. Las transferencias per cápita que recibe cada miembro del hogar se calculan en la línea 28, utilizando la variable *miembros* – que aparece en las bases de datos disponibles en el sitio web del libro. El *ipcf* simulado (variable *ipcf_sim*) de cada individuo se computa como la suma de las variables *ipcf* y *trnsfrpc* generada en el paso anterior. El costo total del programa de transferencias expresado como proporción del ingreso total de la encuesta se calcula en las líneas 33 a 38.⁵⁹ Se calcula como el cociente entre las sumas *pnde* *radas* de las variables *trnsfrpc* y *ipcf*. Para finalizar, la tasa de pobreza correspondiente al ingreso per cápita familiar simulado se calcula en la línea 40.

```

1 * cap9-microsim-trnsfr.do
2
3 run "fgt-libro.do"
4
5 * línea de pobreza
6 local lp = 47480.228
7
8 fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(`lp')
9
10 * identificar individuos pobres
11 gen pobre = 0
12 replace pobre = 1 if ipcf < `lp'
13
14 * trnfr base = lp US$ 1.25
15 local bas = `lp'/2
16 display as text "bas = " as result `bas'
17
18 * asignar transferencias individuales
19 gen trnsfr = 0
20 replace trnsfr = `bas' if edad <= 5 & pobre==1
21 replace trnsfr = `bas'*1.15 if edad>=6 & edad<=12 & asiste==1 & prii==1 & pobre==1
22 replace trnsfr = `bas'*1.5 if edad>=13 & edad<=17 & asiste==1 & seci==1 & pobre==1
23
24 * calcular transferencia total familiar
25 bysort id: egen trnsfrtf = sum(trnsfr)
26 * calcular transferencia per capita familiar
27 * (nota: miembros = solo hogar principal)
28 gen trnsfrpcf = trnsfrtf/miembros
29
30 * generar ipcf contrafáctico
31 gen ipcf_sim = ipcf + trnsfrpcf
--

```

⁵⁹ En el cuerpo del capítulo el costo de las transferencias se expresa como proporción del PBI.

```

32
33 * computar costo transferencias; proporción ingreso total
34 summ trnsfrpcf [w=pondera]
35 local costo = r(sum)
36 summ ipcf [w=pondera]
37 local costo = `costo'/r(sum)
38 display as text "costo = " as result `costo'
39
40 fgt ipcf_sim [w=pondera], a(0) z(`lp')

```

El bloque de código a continuación ilustra cómo puede automatizarse la simulación de programas alternativos que varían en el valor de la transferencia básica. Las líneas 3 a 16 son idénticas a las utilizadas en el bloque de código anterior. La línea 19 inicializa la macro local `cnt` que se utiliza como contador dentro del bucle `forvalues` que se inicia la línea 26. Por su parte, las líneas 22 y 23 generan las variables que se utilizan luego para almacenar los resultados del ejercicio. La línea 31 genera la macro local `bas2` como un múltiplo de la transferencia básica. En particular, la transferencia `bas` se multiplica por el valor de la macro local `i` que va de 0 a 10 a intervalos de 0.5. Las líneas 33 a 54 dentro del bucle `forvalues` también son idénticas a las utilizadas en el bloque de código presentado más arriba. La línea 56 reemplaza la observación número ``cnt'` de la variable `p0` con la tasa de pobreza calculada en la línea 54. De manera similar, la línea 57 reemplaza la observación número ``cnt'` de la variable `costo` con la estimación del costo total contenida en la macro local `costo` (ver líneas 48-52). La macro local utilizada como contador se incrementa en la línea 60. El bucle `forvalues` culmina con la eliminación de las variables utilizadas para computar el `ipcf` simulado. Finalmente, las variables `p0` y `costo` se utilizan en las líneas 67-68 para presentar los resultados de forma gráfica.

```

1 * cap9-microsim-trnsfr-loop.do
2
3 run "fgt-libro.do"
4
5 * línea de pobreza
6 local lp = 47480.228
7
8 fgt ipcf [w=pondera], a(0) z(`lp')
9
10 * identificar individuos pobres
11 gen pobre = 0
12 replace pobre = 1 if ipcf < `lp'
13
14 * trnfr base = lp US$ 1
15 local bas = `lp'/2
16 display as text "bas = " as result `bas'
17
18 * inicializar contador
19 local cnt = 1
20
21 * inicializar variables
22 gen p0 = .

```

```

23 gen costo = .
24
25 * iterar a través multiples trnsfr básica
26 forvalues i = 0(0.5)10 {
27
28   display as text "i = " as result `i'
29
30   * re-escalar transferencia
31   local bas2 = `bas'*`i'
32
33   * asignar transferencias individuales
34   gen trnsfr = 0
35   replace trnsfr = `bas2' if edad <= 5 & pobre==1
36   replace trnsfr = `bas2'*1.15 if edad>=6 & edad<=12 & asiste==1 & prii==1 & pobre==1
37   replace trnsfr = `bas2'*1.5 if edad>=13 & edad<=17 & asiste==1 & segi==1 & pobre==1
38
39   * calcular transferencia total familiar
40   bysort id: egen trnsfrtf = sum(trnsfr)
41   * calcular transferencia per capita familiar
42   * (nota: miembros = solo hogar principal)
43   gen trnsfrpcf = trnsfrtf/miembros
44
45   * generar ipcf contrafactico
46   gen ipcf_sim = ipcf + trnsfrpcf
47
48   * computar costo transferencias como proporción ingreso total
49   summ trnsfrpcf [w=pondera]
50   local costo = r(sum)
51   summ ipcf [w=pondera]
52   local costo = `costo'/r(sum)
53
54   fgt ipcf_sim [w=pondera], a(0) z(`lp')
55
56   replace p0 = r(fgt) if _n==`cnt'
57   replace costo = `costo' if _n==`cnt'
58
59   * incrementar contador
60   local cnt = `cnt' + 1
61
62   * eliminar variables tmp
63   drop trnsfr trnsfrtf trnsfrpcf ipcf_sim
64
65 }
66
67 twoway connected p0 costo, title("Microsimulación Transferencias Monetarias") ///
68   xtitle("Costo (%total ipcf)") ytitle("Tasa Pobreza (%)")

```

Incidencia tributaria

A modo de ejemplo, en esta sección se muestra cómo puede evaluarse la incidencia de un impuesto hipotético al ingreso laboral. En particular, computamos la distribución de la carga tributaria de un impuesto al trabajo asalariado suponiendo (a) una tasa uniforme igual a 30%, y (b) una traslación total de la carga a los trabajadores. Además, se muestra cómo calcular el índice de Kakwani para determinar si el impuesto es progresivo o regresivo.

En el ejemplo, utilizamos datos de la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH) de México para el año 2006. En primer lugar, se calcula el monto del impuesto que enfrenta cada individuo (línea 5). Para ello, se utiliza la variable `iasal` que se refiere

al ingreso laboral de los trabajadores asalariados. Las líneas 7 a 9 calculan el impuesto per cápita familiar que enfrenta cada hogar (variable `txipcf`). Es decir, la recaudación del nuevo impuesto se expresa de forma comparable al `ipcf`. Luego de ordenar a las observaciones de acuerdo con su `ipcf` (línea 12), las líneas 14-16 calculan la variable que se muestra en el eje horizontal de las curvas de Lorenz y de concentración. La primera (segunda) se completa en las líneas 18-20 (22-24); la metodología es análoga a la empleada anteriormente. Las líneas 29 a 46 se emplean para computar el índice de concentración, también de forma similar a como se hizo más arriba. Por último, el índice de Kakwani se computa como la diferencia entre el índice de concentración y el coeficiente de Gini. Así, si el contenido de la macro local `kakwani` es positivo (negativo), el impuesto es regresivo (progresivo). En el ejemplo, obtenemos un valor igual -0.266, indicando que el impuesto simulado es regresivo. De hecho, el mismo resultado sugiere el gráfico que elaboramos.⁶⁰

```

1 * cap9-impuesto-trabajo.do
2
3 *### curva de concentración
4
5 gen tx = 0.3*iasal
6
7 * calcular impuesto per cápita familiar
8 bysort id: egen txpcf=sum(tx)
9 by id: replace txpcf=txpcf/miembros
10
11 * ordenar según ipcf
12 sort ipcf
13
14 * población acumulada
15 gen shrpop = sum(pondera)
16 replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
17
18 * ingreso acumulado
19 gen shrinc = sum(ipcf*pondera)
20 replace shrinc = shrinc/shrinc[_N]
21
22 * recaudación tributaria acumulada
23 gen shrtax = sum(txpcf*pondera)
24 replace shrtax = shrtax/shrtax[_N]
25
26 * curva de concentración
27 line shrinc shrtax shrpop
28
29 *### índice de concentración
30
31 * ordenar según ipcf
32 sort ipcf
33
34 summ txpcf [w=pondera]
35 * población de referencia

```

⁶⁰ Decimos “sugiere” porque las curvas de Lorenz y de concentración parecen cruzarse para los individuos más pobres de la distribución del ingreso.

```

36 local obs = r(sum_w)
37 * impuesto per cápita promedio
38 local media = r(mean)
39
40 gen aux = sum(pondera)
41 gen i = (2*aux - pondera + 1)/2
42 gen tmp = txpcf*(`obs'-i+1)
43 summ tmp [w=pondera]
44 local concent = 1 + (1/`obs') - (2/(`media'*`obs'^2)) * r(sum)
45
46 display "concent = " `concent'
47
48 ### indice de kakwani
49
50 gini ipcf [w=pondera]
51 local gini=r(gini)
52
53 local kakwani = `concent' - `gini'
54 display "Kakwani = " `kakwani'

```


APÉNDICE I

UN BREVE CURSO DE STATA

A.I.1. Introducción

A.I.2. La interfaz

A.I.3. Algunos comandos básicos

A.I.4. Archivos do y archivos log

A.I.5. Macros, escalares y matrices

A.I.6. Bucles

A.I.7. Condiciones if-then-else

A.I.1 Introducción

En este apéndice se introduce el software Stata, un paquete estadístico-econométrico que puede utilizarse para manipulación de datos, econometría, gráficos y programación, entre otras aplicaciones.¹ Ciertamente, estas páginas no reemplazan a la documentación más detallada del Stata. Sin embargo, sirven para introducir al lector en los comandos básicos que utilizan las aplicaciones que se describen en los distintos apéndices prácticos del libro. En la actualidad existen dos paquetes de comandos que permiten ampliar la funcionalidad del Stata para realizar distintos tipos de análisis distributivos: el DASP (Distributive Analysis Stata Package) desarrollado en la Universidad Laval de Canadá (<http://dasp.ecn.ulaval.ca>), y el ADePT (Stata Software Platform for Automated Economic Analysis) desarrollado en el Banco Mundial (<http://www.worldbank.org/adept>). Si bien dichas aplicaciones pueden resultar de mucha utilidad, creemos que no brindan la flexibilidad suficiente que puede requerir la solución de problemas particulares. Por ese motivo, en este libro mostramos cómo pueden replicarse los distintos gráficos y tablas del texto empleando el Stata sin ningún paquete de comandos adicional.

A modo de ejemplo, en este apéndice se utilizan algunas variables construidas por nosotros a partir de la información en crudo de la Encuesta Continua de Hogares (ECH) de 2005 de Bolivia. El archivo correspondiente, en formato CSV, se encuentra disponible en el sitio web del libro. En lo que sigue se asume que el lector instaló el software Stata al mismo tiempo que tiene acceso al contenido disponible en el sitio web del libro.² En los distintos capítulos del libro utilizamos el Stata para manipular diversas encuestas de hogares de países de América Latina, realizar un análisis descriptivo de microdatos, presentar algunos gráficos sobre la distribución del ingreso y calcular índices de pobreza y desigualdad, entre otras aplicaciones. Además, en varios capítulos se abordan tópicos algo más avanzados de programación como estructuras de control del flujo un programa (*i.e.*, alternativas para la realización de bucles y condiciones *if-then-else*), siempre con aplicaciones al trabajo con microdatos de encuestas de hogares.

A fin de facilitar el trabajo con Stata, se sugiere configurar Windows para utilizar la coma (,) como separador de miles y el punto (.) como separador decimal. Esto resulta particularmente útil cuando se importan datos a Stata; por ejemplo, desde Excel, Access o SPSS.

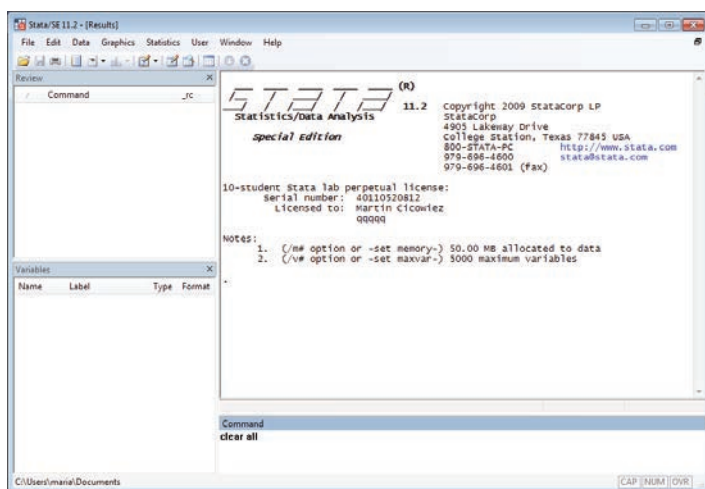
¹ En <http://www.stata.com> se puede consultar gran cantidad de información sobre Stata. Adicionalmente, en los siguientes sitios web pueden encontrarse tutoriales que enseñan cómo manejar Stata: UNC STATA Tutorial (<http://www.unc.edu/services/computer/presentations/statatutorial>), y UCLA STATA Tutorial (<http://www.stat.ucla.edu/stat/stata>). En cualquier caso, es recomendable familiarizarse con el Stata mediante la lectura de la guía del usuario.

² Idealmente, en su versión 11 o posterior. Como complemento del Stata, es útil utilizar un editor de texto para escribir nuestros "programas" (ver más abajo).

A.I.2. La interfaz

La interfaz de Stata está formada por cuatro ventanas: *Review*, *Variables*, *Results* y *Command* (ver figura A.1).

Figura A.1
La interfaz de Stata



El Stata puede utilizarse mediante menús y cuadros de diálogo. Sin embargo, la forma de trabajar que proponemos en el libro es mediante la utilización de la línea de comandos (ver ventana *Command*); es decir, escribiendo cada comando que queremos ejecutar. Como veremos, las instrucciones o sentencias pueden introducirse de forma inmediata a través de la ventana *Command* como así también a través de archivos de texto plano que Stata ejecuta de manera secuencial (archivos **do**). Los resultados que Stata muestra en la ventana *Results* pueden almacenarse, fácilmente, en un archivo de texto (archivos **log**). Los archivos **do** y **log** se tratan más adelante en este apéndice.

Las intenciones del lenguaje

Con muy pocas excepciones, la sintaxis básica del lenguaje que utiliza Stata para sus comandos es

```
[by varlist:] command [varlist] [=exp] [if exp]
                    [in range] [weight]
                    [using filename] [, options]
```

donde los corchetes indican que se trata de una parte opcional. Cabe resaltar que la ayuda incluida en Stata explica qué parte de esta sintaxis acepta cada comando, ver opción *Help* del menú superior.

A.I.3 Algunos comandos básicos

En este apartado se presentan los comandos más básicos que se requieren para implementar los apéndices prácticos del libro. En primer lugar, el lector puede escribir una por una las instrucciones que se muestran a continuación en la línea de comandos. Luego, veremos cómo incluirlos en un archivo **do** que nos permitirá replicar nuestro propio trabajo fácilmente.

En general, antes de abrir una base de datos es recomendable “limpiar” la memoria de Stata. Para ello, puede utilizarse el comando

```
clear all
```

Por defecto, Stata 11 viene configurado para trabajar con bases de datos de hasta 50 MB³; para llevar el tamaño de la memoria RAM asignada a la base de datos a 100 MB, debe utilizarse el comando

```
set memory 100m
```

Cabe aclarar que es fundamental que la base de datos tenga un tamaño inferior al de la memoria asignada en una línea como la anterior. De hecho, es importante trabajar con una computadora que permita almacenar en la memoria RAM la base de datos completa. Es decir, no es conveniente utilizar Stata con bases de datos que tienen un tamaño superior a la memoria RAM de la computadora que se está utilizando.

En general, utilizaremos el disco rígido para almacenar archivos. El comando **cd** (change directory) se utiliza para indicar a Stata el “*path*” o ruta que utilizaremos para acceder a nuestros archivos. Así, asumiendo que guardaremos nuestros archivos en la carpeta **C:\Data**, la sentencia **cd** debe introducirse es

```
cd "C:\Data"
```

En muchos casos la base de datos que se desea utilizar se encuentra en un formato diferente del propio de Stata (es decir, archivos con formato “**dta**”). En particular, si la encuesta de hogares que deseamos utilizar está en formato CSV (comma separated values), puede utilizarse el siguiente comando para importarla al Stata.

³En versiones anteriores, la cantidad de memoria asignada por defecto al almacenamiento de bases de datos era considerablemente menor. Por otro lado, a partir del Stata 12 el manejo de la memoria necesaria para almacenar la base de datos es automático.


```
insheet using "bol05_resumida.csv", comma
```

donde `bol05_resumida.csv` es el nombre del archivo que utilizamos como ejemplo en este capítulo. Por su parte, la opción `comma` le indica a Stata que el archivo de datos utiliza la coma (,) para separar los elementos de una misma fila. Además, el comando `insheet` anterior asume que dicho archivo se ubica en la carpeta especificada al escribir el comando `cd` visto más arriba.

El comando `save` permite guardar una base de datos en el formato **dta**. Así, la base de datos recién abierta podrá guardarse mediante la instrucción

```
save "bol05_ej", replace
```

donde la opción `replace` reemplaza, en caso de que exista, el archivo con el mismo nombre del que estamos guardando.⁴ En general, es recomendable trabajar con archivos en el formato propio de Stata porque, además de abrirse más rápidamente, permiten almacenar información adicional a la base de datos propiamente dicha.⁵ El comando `use` se utiliza para abrir una base de datos con formato **dta**; por ejemplo,

```
use "bol05_ej", clear
```

donde la opción `clear` del comando `use` elimina todas las variables de la memoria antes de cargar en memoria la base de datos `bol05_ej`. En caso de no incluirla, el comando se ejecuta solo si la base de datos en memoria fue guardada con anterioridad.

En su versión más simple, el comando `describe` presenta información básica sobre la base de datos en uso. En particular, muestra el número de observaciones junto con la lista de variables, indicando del tipo de cada una de ellas (es decir, numérico o alfanumérico). El comando, relativamente sencillo, se escribe como

```
describe
```

El comando `summarize` presenta algunos estadísticos (media, desvío estándar, mínimo máximo) para la variable que se indica, pudiendo indicarse más de una variable. El comando `summarize` puede utilizarse con opciones, condición `if`, y algunas opciones bastante útiles que se describen en la ayuda del Stata – ver comando `help`. En el primer ejemplo, se muestra información básica del ingreso por capita familiar (ver variable `ipcf`). En

⁴ Como puede observarse, no es necesario especificar la extensión de l archivo **dta** para el archivo que queremos guardar.

⁵ Se deja como ejercicio para el lector consultar en la guía del usuario de Stata la utilización, entre otros, del comando `label`. En pocas palabras, dicho comando permite agregar etiquetas o descripciones a los distintos elementos que forman una base de datos de Stata.

el segundo ejemplo, el comando `summarize` para la variable `ipcf` se invoca utilizando ponderadores; es decir, se tiene en cuenta la cantidad de individuos que representa cada encuestado. Como veremos, en las encuestas de hogares disponibles en el sitio web del libro, el factor de expansión se almacena en la variable `pondera`. En el tercer ejemplo se realiza un `summarize` con ponderadores de la variable `ipcf`, solo para las observaciones que cumplen la condición `urbano==1`. Cabe hacer notar que al comprobar una condición `if` se utiliza el doble igual (`==`).

```
summarize ipcf
summarize ipcf [w=pondera]
summarize ipcf [w=pondera] if urbano == 1
```

Las estadísticas que genera el comando `summarize` son computadas sobre las observaciones válidas; es decir, aquellos con valor distintos de “missing”.

El comando `replace` permite reemplazar valores en una variable que existe. Por ejemplo, la primera línea del bloque de código a continuación divide por 10 todas las observaciones de la variable `ingreso total familiar` (ver variable `itf`). El comando `replace` también puede combinarse con condiciones `if`; así, el segundo ejemplo reemplaza por 0 la variable `hombre` si, originalmente, la variable `hombre` era igual a 1. En el tercer ejemplo, la variable `ipcf` se reemplaza por cero para las observaciones que cumplen con la condición `urbano` distinto de la unidad⁶; es decir, para los individuos que habitan en áreas rurales. Por último, el cuarto ejemplo reemplaza por 0 los ingresos per cápita familiares de los hombres que habitan en áreas rurales.

```
replace itf = itf / 1000
replace hombre = 0 if hombre == 1
replace ipcf = 0 if urbano != 1
replace ipcf = 0 if urbano == 0 & hombre == 1
```

donde no es necesario dejar espacios entre los operadores + (adición), - (resta), * (multiplicación), / (división), ^ (potenciación), etc. Las líneas de código siguientes ilustran la utilización del comando `generate`, que puede abreviarse (al igual que muchos comandos de Stata) con sus primeras tres letras (*ie.*, `gen`). La primera línea genera la variable `edad2` como el cuadrado de la variable `edad`. La segunda línea genera la variable `grupo` igual a `missing` para todas sus observaciones; en Stata, el `missing` se representa con un punto que indica la ausencia de valor – por lo tanto, un valor `missing` es diferente de un valor cero.⁷ Por último, el valor de la nueva variable se reemplaza por 1 para los individuos que cumplen

⁶ Alternativamente, puede utilizarse `~=` para hacer referencia a “distinto”.

⁷ De manera más general, Stata permite identificar 27 tipos de `missing`. Con un punto (.) se representa el caso por defecto. Las demás clases de `missing` se representan con a, b, etc. Así, es posible asociar a cada tipo de `missing` un motivo diferente que explica la ausencia de información, por ejemplo, encuesta individual no realizada, preguntado no se aplica, etc. En este libro solo utilizamos el tipo de `missing` por defecto.

con la condición `if` especificada en el comando `replace`. El signo `&` (ampersand) es el “Y” lógico que permite combinar condiciones; en el ejemplo, el reemplazo se realiza para las observaciones que cumplen con ambas condiciones. Por su parte, el “O” lógico se denota con la barra vertical `|`.

```
generate edad2 = edad*edad
gen grupo = .
replace grupo = 1 if edad<=10 & hombre==1
```

El comando `table` permite realizar tabulados. Así, el primer ejemplo a continuación muestra la cantidad de observaciones que pertenecen a cada una de las regiones que identifica la encuesta; es decir, se muestra la frecuencia de cada uno de los grupos que identifica la variable `region`. El segundo ejemplo muestra el promedio de `ipcf` por región, utilizando ponderadores. La opción `contents` abreviada con `c-` permite agregar columnas a la tabla que se mostrará en pantalla; en nuestro caso, agregamos el promedio de `ipcf`. En el último ejemplo se muestra una tabla con dos columnas; ¿qué muestra la columna indicada con `freq`?

```
table region
table region [w=pondera], c(mean ipcf)
table region [w=pondera], c(freq mean ipcf)
```

En general, luego de ejecutar un comando, Stata almacena sus resultados, además de mostrarlos en pantalla. Por ejemplo, luego de un `summarize`, Stata guarda los siguientes resultados: el número de observaciones, la suma de la variable `pondera`, el promedio, la varianza, el desvío estándar, el valor mínimo, el valor máximo y la suma. El comando `return list` muestra cuáles son los resultados que almacena Stata luego de un comando tipo “r”. La tercera línea del bloque de código siguiente genera la variable `ipcf_media` como igual a la variable `ipcf` dividida por el ingreso promedio computado con el comando `summarize`; luego de un `summarize`, en `r(mean)` se almacena el valor promedio. Por último, se renombra la variable `ipcf_media` empleando el comando `rename`.

```
summarize ipcf [w=pondera]
return list
gen ipcf_media = ipcf/r(mean)
rename ipcf_media ipcf_mu
```

El comando `drop` puede utilizarse para (1) eliminar observaciones, o (2) eliminar variables. En el primer ejemplo se eliminan las observaciones con `ipcf < 6`. En el segundo ejemplo se elimina la variable `ii` (ingreso individual). En el tercer ejemplo se eliminan todas las variables de la base de datos.

```
drop if ipcf < 50
drop ii
drop _all
```

La sentencia `sort p` permite ordenar la base de datos de manera ascendente de acuerdo con una o más variables. Por su parte, la sentencia `gsort p` permite ordenar la base de datos por una o más variables de manera ascendente o descendente. Por ejemplo,

```
sort id edad
gsort id -edad
```

donde la primera instrucción ordena la base de datos primero según la variable `id` y luego según la variable `edad`. Es decir, las observaciones se ordenan primero de menor a mayor y dentro de cada grupo según la edad de cada miembro. La segunda sentencia es similar pero el ordenamiento por edad se realiza de mayor a menor.

El prefijo “`by lista-de-variables:`” permite ejecutar el mismo comando sobre cada uno de los grupos en que una determinada variable permite dividir la base de datos. Por ejemplo, si la variable `region` toma los valores 1, 2 o 3, las observaciones de la base de datos pueden dividirse en tres grupos según la región a la cual pertenecen. Luego, si queremos ejecutar la sentencia “`summarize ipcf`” para cada una de las regiones en que puede dividirse Bolivia, podríamos

```
sort region
by region: summarize ipcf [w=pondera]
```

Como vemos, antes de utilizar el prefijo `by` es necesario que la base de datos esté correctamente ordenada. Alternativamente, podríamos escribir

```
bysort region: summarize ipcf [w=pondera]
```

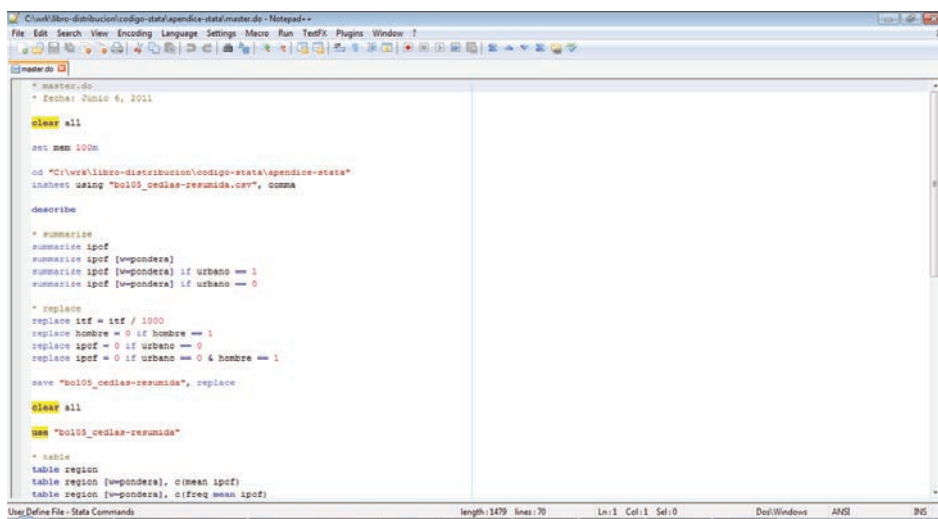
A.I.4. Archivos `do` y archivos `log`

Los archivos `do` son archivos de texto plano que contienen sentencias de Stata que se ejecutan de forma secuencial. Es posible editarlos con el editor de archivos `do` que contiene Stata. Sin embargo, es aconsejable utilizar un editor de programación con más prestaciones, aunque también puede emplearse el Bloc de Notas.⁸ En el sitio web del libro pueden encontrarse links a algunos editores de texto que recomendamos.

⁸ El Bloc de Notas es un editor de texto o plano incluido en todas las versiones del sistema operativo Windows.

A continuación, se detallan los pasos que deben seguirse para emplear un archivo **do**. En primer lugar, es necesario crear dicho archivo; para ello, abrir el editor de texto seleccionado –a modo de ejemplo, aquí utilizamos el “Notepad++”– para crear un nuevo archivo.⁹ Luego, escribir las sentencias Stata que se desean ejecutar. Al finalizar, guardar el archivo con extensión **.do** (ver figura A.2). Finalmente, para ejecutar el archivo desde Stata, hacer clic en File | Do... para luego seleccionar el archivo **do** creado.

Figura A.2
Edición de archivo **do**



En un archivo **do** pueden introducirse comentarios; es decir, frases o palabras en Stata que suelen introducirse para indicar qué tarea ejecutan las distintas secciones de nuestro código. En palabras, los comentarios facilitan el entendimiento del código, por nosotros mismos o por terceros. En Stata, se consideran como comentarios las líneas cuyo primer carácter es un asterisco (*). Además, un bloque de texto encerrado entre /* y */ también es tratado como comentario. Por ejemplo, el siguiente bloque de código es tratado por Stata como un comentario

```

/*
    prii = primaria incompleta
    pric = primaria completa
    seci = secundaria incompleta
*/

```

⁹El editor de archivos **do** incluido con Stata tiene un funcionamiento similar. El lector puede consultar su funcionamiento en StataCorp (2009), capítulo 13.

Por otro lado, si una sentencia de Stata es demasiado extensa como para leerla con comodidad, se la puede separar en dos o más líneas agregando `///` al final de cada línea de código excepto la final. Por ejemplo,

```
twoway (line ingreso1 tiempo) (line ingreso2 tiempo)
```

es equi valente

```
twoway (line ingreso1 tiempo) ///  
      (line ingreso2 tiempo)
```

donde el comando `twoway (line vary varx)` genera un gráfico de línea con las variables `vary` y `varx` en los ejes vertical y horizontal, respectivamente.

El comando `version` permite especificar cuál es la versión de Stata que estamos utilizando. De esa forma, nos aseguramos que nuestros códigos generarán idénticos resultados si, en el futuro, utilizamos una versión posterior del software. Así, es deseable que nuestros archivos `do` comiencen con una línea como

```
version 11.2
```

En los apéndices prácticos de cada capítulo se omite el comando `version 11.2` que corresponde a la utilizada para los ejemplos. De cualquier forma, gran parte de los ejemplos también pueden implementarse con versiones anteriores del Stata.

El siguiente grupo de sentencias muestra cómo puede generarse un archivo `log` que almacene, mientras esté abierto, todos los resultados que van apareciendo en la ventana *Results*. En el ejemplo, el archivo `test.log` es un archivo de texto plano que puede manipularse con cualquier editor de textos. Típicamente, las primeras dos líneas se utilizan al iniciar un archivo `do` – su funcionamiento se explica con detalle en el apéndice práctico del capítulo 2.

```
capture log close  
log using "test.log", replace  
summarize ipcf [w=pondera]  
log close
```

A.I.5. Macros, escalares y matrices

Macro

Como vimos, las variables en Stata nos permiten almacenar información correspondiente a varias observaciones, individuos en nuestro caso. Por otro lado, suele ocurrir que nos interesa guardar un único valor o cadena de caracteres –una cadena de caracteres es una palabra,

frase, etc.-; usualmente se las identifica por estar encerradas entre comillas dobles. En dicho caso, podemos recurrir a las macros, que pueden ser locales o globales (ver más abajo). Tipicamente, las macros se utilizan en el contexto de un archivo do o de algún programa (ver capítulo 2). Para definir una macro local se utiliza la instrucción local; por ejemplo,

```
local hola = "mundo"
```

crea la macro local de nombre hola cuyo contenido es la cadena de caracteres mundo. Por tratarse de un texto, la palabra mundo debe encerrarse entre comillas dobles. Luego, si queremos hacer referencia al contenido de una macro local, debemos escribir su nombre rodeado de las siguientes comillas simples: ` para abrir y ` para cerrar. Así, la instrucción

```
display ``hola''
```

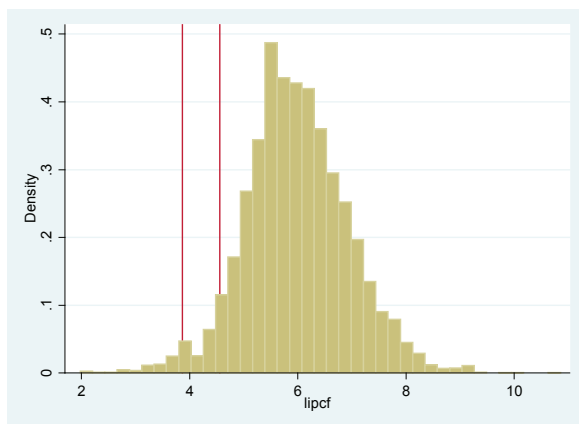
nos mostrará en pantalla la palabra mundo; ¿por qué? Porque las comillas simples indican a Stata que debe sustituir `hola' por el contenido de la macro local de nombre hola, la palabra mundo en nuestro caso. Ahora, veamos un ejemplo más útil para nuestro trabajo con encuestas de hogares; supongamos que deseamos graficar el histograma de la distribución del logaritmo del ingreso per cápita familiar pero superponiendo al gráfico resultante dos líneas verticales calculadas como el 25 y el 75 por ciento del ingreso mediano. Para ello, podríamos utilizar la siguiente secuencia de comandos

```
gen lipcf = log(ipcf)
summarize ipcf [w=pondera], detail
local lp1 = log(0.25*r(p50))
local lp2 = log(0.5*r(p50))
histogram lipcf [w=pondera], xline(`lp1') xline(`lp2')
```

Figura A.3

Ejemplo de macros locales

Histograma del logaritmo del ingreso per cápita familiar



Como puede verificar el lector, luego de ejecutar la sentencia `summarize` con la opción `detail`, Stata almacena en `r(p50)` el valor del ingreso mediano. En la última línea se utiliza el comando `histogram` para graficar un histograma de la distribución del `lpcf` utilizando la opción `xline` para agregar líneas verticales (ver figura A.3). Como puede verse, el ejercicio anterior no podría realizarse de manera eficiente (*ie.*, sin escribir manualmente los valores de las líneas verticales) sin la posibilidad de almacenar, de alguna manera, el valor de ambas líneas de prueba.

Abra, supongamos que queremos utilizar la macro local `cnt` como un contador; en este caso, nos interesa mostrar cómo debe incrementarse el valor de una macro local en una unidad:

```
local cnt = 1
local cnt = `cnt' + 1
```

donde la segunda línea muestra que a la derecha del igual debe introducirse el nombre de la macro local encerrado entre comillas simples. Así, la línea que Stata ejecuta luego de reemplazar la macro local `cnt` por su contenido es

```
local cnt = 1 + 1
```

Las macros locales solo son visibles dentro del ámbito en el que fueron definidas. Por lo tanto, cuando una macro local se crea dentro de un archivo `do` particular, su valor no estará disponible fuera de ese archivo `do`. Si queremos generar una macro “persistente”, es neces-

rio recurrir a las macros globales. En este caso, se definen utilizando el comando `global` al tiempo que para acceder a su contenido debe antepone el signo `$` al nombre de la macro global. Por ejemplo,

```
global ajuste = 1.5
generate ipcf2 = ipcf*$ajuste
```

donde la primera línea de las anteriores define la macro global `ajuste` igual a 1.5. La segunda línea genera la variable `ipcf2` igual a la variable `ipcf` multiplicada por el valor de la macro global `ajuste`. En este caso, la macro global creada existirá mientras no la eliminemos explícitamente. En términos generales, se recomienda utilizar una macro global solo cuando sea estrictamente necesario; es decir, solo en los casos donde no puede utilizarse una macro local.

Escalares

Los escalares en Stata son variables que permiten almacenar un único valor, que puede ser un número o una cadena de caracteres. Así, a diferencia de las macros locales, persisten independientemente del lugar donde fueron definidos. Por ejemplo, la sentencia

```
summarize ipcf [w=pondera]
scalar media = r(mean)
```

genera el escalar `media` como igual al promedio ponderado de la variable `ipcf`. Luego, si queremos utilizar el valor del escalar `media` en algún cálculo hacemos

```
generate ipcf3 = ipcf/media
```

donde `media` hace referencia al escalar definido previamente. Sin embargo, si en la base de datos existiera una variable de nombre `media`, la sentencia anterior generaría la variable `ipcf3` como el cociente entre las variables `ipcf` y `media`. Es decir, cuando una variable y un escalar tienen el mismo nombre, la variable tiene precedencia sobre el escalar. Si queremos forzar la utilización del escalar, la última línea de código debería reemplazarse por

```
generate ipcf3 = ipcf/scalar(media)
```

En general, la utilización de escalares es más eficiente que la utilización de macros locales, al no requerir la realización de sustituciones. Además, los escalares tienen más precisión que las macros locales. Por otro lado, es fácil confundir un escalar con una variable con igual nombre. Ciertamente, hay operaciones que no podrían realizarse con escalares pero sí con macros locales. Por ejemplo, las instrucciones

```
local tmp = 1
gen y`tmp' = log(ipcf)
```

generan la variable `y1` como igual al logaritmo de la variable `ipcf`. Así, el nombre de la nueva variable se combina con el contenido de la macro local `tmp`.

En general, a lo largo del libro se utilizan macros locales donde lo más correcto sería emplear escalares (ver StataCorp (2009), pp. 374-380); esta decisión se tomó para facilitar la lectura de los códigos que se presentan en los apéndices del libro.

Matrices

Las matrices en Stata son tablas de r filas y c columnas que permiten almacenar números en cada una de sus celdas. En el libro se hace un uso bastante básico de las matrices por lo que aquí no profundizaremos demasiado en ellas. Para crear una matriz de nombre `mymat` de 2×2 con los elementos

$$\begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{pmatrix}$$

debemos escribir

```
matrix define mymat = (1,2\3,4)
```

donde la coma separa columnas mientras que la barra inclinada indica la izquierda separa filas. Luego, para mostrar el contenido de la nueva matriz `mymat` escribimos

```
matrix list mymat
```

En Stata es fácil hacer referencia al contenido de una celda particular de una matriz. Para ello, se escribe el nombre de la matriz y, entre corchetes, las coordenadas a las que queremos hacer referencia. Por ejemplo, para mostrar el elemento almacenado en la fila 2-columna 1 de la matriz `mymat` hacemos

```
display mymat[2,1]
```

Luego, si queremos modificar el valor almacenado en una celda particular de la matriz `mymat` haríamos

```
matrix mymat[1,1] = 100
matrix mymat[2,2] = mymat[2,2]*2
```

donde la primera línea reemplaza el valor 1 por 10 en la celda 1,1 de la matriz `myamat`, y la segunda línea duplica el valor almacenado en la celda 2,2 de la misma matriz.

Ciertamente, Stata brinda gran cantidad de funciones adicionales para trabajar con matrices. Sin embargo, este capítulo se concentra en las utilizadas en este libro. Además, en su versión 9 Stata agregó Mata, un lenguaje completamente nuevo orientado al trabajo con matrices. En este libro solo utilizamos las matrices de Stata más “antiguas”. Por tal motivo, Mata no se cubre en este capítulo.¹⁰

A.I.6. Bucles

El “bucle” es una de las estructuras básicas para el control del flujo de un programa; en nuestro caso, por ejemplo entendemos la secuencia de instrucciones contenida en un archivo `do`. Como veremos, un bucle permite que una porción de código se repita una cantidad de veces predeterminada o hasta que se cumpla una determinada condición. En el primer caso, pueden utilizarse las sentencias `forvalues` o `foreach`. En el segundo caso pueden emplearse la sentencia `while`.¹¹ El siguiente bloque de código ilustra un bucle que genera las variables `x1`, `x2`, ..., `x10` empleando el comando `while`. La segunda línea inicia el bucle. Así, mientras el contenido de la macro local `i` sea menor o igual a diez, el código encerrado entre las llaves se repetirá. Cuando la condición que compare el comando `while` se evalúa a falso, el programa salta a la línea inmediatamente posterior a la llave de cierre. La tercera línea genera la variable `x`i'` utilizando la función `uniform()` que genera números aleatorios distribuidos de manera uniforme en el intervalo (0) . Por último, la cuarta línea incrementa en una unidad el valor de la macro local `i`; luego, el programa regresa a la línea con la sentencia `while`.

```
local i = 1
while `i' <=10 {
    gen x`i' = uniform()
    local i = `i' + 1
}
```

El mismo bucle puede codificarse empleando la instrucción `forvalues`. En el ejemplo que aparece más abajo, la sentencia `forvalues` define automáticamente que la macro local `i` va desde 1 hasta 10 a intervalos de 1 (ver primera línea). La sintaxis general para `forvalues` es `#1 (#d) #2`, donde la macro local que se especifica va desde `#1` hasta `#2` a intervalos de `#d`.

¹⁰ Igualmente, las matrices definidas en Mata se comunican con Stata a través de las matrices “antiguas” del Stata.

¹¹ De hecho, la sentencia `while` puede emplearse para implementar cualquier tipo de bucle.

```

forvalues i = 1(1)10 {
    display "i = `i'"
    gen x`i' = uniform()
}

```

Adicionalmente, Stata cuenta con la sentencia `foreach` que permite iterar sobre distintos tipos de listas. Por ejemplo, si deseamos iterar a través de las variables `ipcf`, `itf`, `ila`, `inla`, podemos emplear el siguiente bloque de código.

```

foreach i of varlist ipcf itf ila inla {
    summarize `i' [w=pondera]
    local mu_`i' = r(mean)
}

```

donde se genera un error si alguna de las variables que aparecen después de la palabra `varlist` de la primera línea no forman parte de la encuesta de hogares que estamos utilizando.

A. I. 7. Condiciones `if-then-else`

Las condiciones `if-then-else` son estructuras básicas para el control del flujo de un programa, o dicho de otro modo, que permiten ejecutar uno u otro conjunto de sentencias de acuerdo con el cumplimiento o no de una determinada condición. El bloque de código siguiente muestra distintos mensajes en pantalla dependiendo del valor que se asigne a la macro local `flag`. La segunda línea ilustra la utilización de la sentencia `if` para comprobar si el contenido de la macro local `flag` es igual a cero. En caso de serlo (es decir, la condición se evalúa a verdadero), se muestra en pantalla la frase "flag vale 0". En caso contrario, se comprueba si el contenido de la macro local `flag` es igual a uno. Finalmente, el código correspondiente a la última sentencia `else` se ejecuta solo cuando el contenido de la macro local `flag` es distinto de cero y uno.

```

local flag=0
if `flag' == 0 {
    display as text "flag vale 0"
}
else if `flag' == 1 {
    display as text "flag vale 1"
}
else {
    display as text "flag != 0 & flag != 1"
}

```


APÉNDICE II

LAS ENCUESTAS DE HOGARES DE AMÉRICA LATINA

A.II.1. Introducción

A.II.2. Encuestas de empleo e ingresos

A.II.3. Encuestas de condiciones de vida

A.II.4. Las encuestas de América Latina

A.II.1. Introducción ¹

Este apéndice tiene dos objetivos centrales. Por un lado se describen los rasgos salientes de los principales tipos de encuestas de hogares de la región: las encuestas de empleo e ingresos (EEI) y las encuestas de condiciones de vida (ECV), mediante dos ejemplos. En segundo lugar se describen las principales características del sistema de encuestas de hogares de los países de América Latina. Como los cambios en estas áreas son frecuentes, se recomienda al lector complementar la lectura del apéndice con visitas a los sitios web de los institutos de estadística de los países de la región.

A.II.2. Encuestas de empleo e ingresos

Casi todos los países en América Latina implementan periódicamente encuestas de empleo e ingresos (EEI), cuya principal función es proveer información laboral y socioeconómica que permite, entre otros resultados, calcular las estadísticas oficiales de desempleo y pobreza. Examinamos en esta sección una encuesta de hogares de empleo e ingresos específica: la PNAD de Brasil (*Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios*). En la página web del libro es posible bajar el cuestionario de la PNAD y seguir el siguiente ejemplo con más detalle (y de paso aprender un poco de portugués, lo cual es bueno para quien pretenda estudiar América Latina, donde más de un tercio de la población habla ese idioma).

La PNAD, como toda típica encuesta de hogares, cuenta con dos cuestionarios: uno al hogar y otro a los individuos. El primero incluye preguntas que se responden al nivel del hogar –una respuesta por familia–, mientras que el segundo incluye preguntas para cada persona, aunque en la práctica es usualmente una sola (el “jefe” o su cónyuge) la que contesta en representación de cada miembro. El cuestionario al hogar (domicilio) de la PNAD incluye una sección inicial de identificación y control, con datos de localización geográfica, número de miembros del hogar e información para uso del Instituto de Estadística (en este caso, el Instituto Brasileño de Geografía y Estadísticas o IBGE). La segunda parte del cuestionario releva el tipo de domicilio (casa, apartamento, u otros) y varias de sus características: materiales de construcción de las paredes y el techo, número de habitaciones, propiedad de la vivienda, acceso a agua y saneamiento, electricidad y teléfono. La PNAD incorpora en esta sección preguntas sobre otras características de la vivienda que no son tan frecuentes en otras encuestas de empleo e ingresos: pago de alquiler, recolección de residuos, iluminación del domicilio, calefacción, artículos del hogar (televisor, heladera, etc.) y acceso a computadoras

¹ Este apéndice fue realizado en gran parte por Leopoldo Tornarolli (CEDLAS-UNLP), a quien agradecemos especialmente.

e Internet. Finalmente, se incluye una sección de variables construidas por el IBGE. La variable que indica el factor de expansión o ponderador del hogar (en este caso, la variable *peso do domicílio*) es particularmente importante.

El cuestionario a los individuos es significativamente más extenso. Luego de algunas secciones de control se incluyen preguntas sobre aspectos demográficos básicos para cada integrante del hogar: sexo, fecha de nacimiento y edad (*identificação dos moradores*). La siguiente sección (*características gerais dos moradores*) identifica la presencia de uno o más hogares en el domicilio, y clasifica a los integrantes de ese hogar en categorías: persona de referencia (a menudo llamado “jefe de hogar”), cónyuge, hijos y otros. La PNAD incluye también en esta sección una pregunta sobre raza.

La siguiente sección del cuestionario comprende varias preguntas sobre las características de migración de las personas (*características de migração dos moradores*). Es común que las EEI cuenten con cuestionarios sobre este tema, aunque en general no son tan detallados como en la PNAD. Una sección fundamental de toda encuesta es la asignada a relevar la educación de las personas (*características de educação dos moradores*), en la que se pregunta sobre las capacidades para leer o escribir, la asistencia al sistema educativo formal, nivel de asistencia y máximo grado educativo alcanzado.

Luego de relevar información demográfica y educativa, el cuestionario se centra en el núcleo de la encuesta: la situación laboral (*características de trabalho e rendimento dos moradores de 10 anos ou mais de idade*). El primer objetivo es conocer el status laboral de la persona, para luego concentrarse en aquellos individuos empleados durante la semana de referencia. La PNAD divide el cuestionario laboral en dos ramas: trabajo agrícola y no agrícola. El primero separa las respuestas de empleados permanentes, transitorios, empleadores y cuentapropistas. En el segundo se agregan preguntas a trabajadores domésticos. Las preguntas están mayoritariamente orientadas al trabajo principal actual, aunque luego también se indaga sobre trabajos secundarios y el empleo anterior. Una parte de la sección laboral está destinada a quienes no trabajaron en la semana de referencia.

Hacia el final de la encuesta se incluyen preguntas sobre ingresos no provenientes del trabajo. Mientras que en la PNAD se indaga a cada miembro del hogar, existen algunas encuestas en otros países de la región en las que algunas preguntas sobre ingresos no laborales se hacen a nivel del hogar (por ejemplo, en los casos de ingresos de capital o rentas), dado que suele ser difícil o imposible identificar al generador de esos ingresos.²

Al publicar las bases de datos de las encuestas de hogares, los Institutos de Estadística suelen incluir algunas variables construidas que facilitan la tarea del analista. El IBGE de

² El cuestionario de la PNAD termina con una sección de preguntas a mujeres en edad de fecundidad, el cual no es común en las encuestas de empleo/ingresos de la región (*características de fecundidade das mulheres em idade fértil*).

Brasil, por ejemplo, incluye variables educativas como los años de educación, o laborales como la situación de ocupación, que se construyen combinando las respuestas a varias preguntas de la encuesta. Las variables construidas de ingresos son particularmente relevantes para un estudio de pobreza y desigualdad. La base de datos de la PNAD incluye variables construidas para el ingreso mensual del trabajo principal, de todos los trabajos y de todas las fuentes, y el ingreso del hogar. Aunque estas variables facilitan enormemente la tarea del analista y suelen ser comparables en un país a lo largo del tiempo, deben tomarse con mucha prudencia al hacer comparaciones internacionales, ya que los Institutos de Estadística no las construyen siguiendo una metodología internacional homogénea.

A.II.3. Encuestas de condiciones de vida

Las encuestas de condiciones de vida (ECV) son más extensas y ambiciosas que las EEI, suelen incluir información sobre gastos de consumo y contienen secciones sobre un amplio conjunto de temas sociales. Dado que relevan datos de consumo, son usadas frecuentemente para construir canastas básicas de alimentos y líneas de pobreza. Las ECV incluyen en general información de educación, salud, antropometría, empleo, migraciones, agricultura, ahorro y crédito, así como información recabada en cuestionarios comunitarios (no dirigidos a hogares) sobre disponibilidad de servicios y precios locales. Veamos una encuesta específica con estructura de ECV: la Encuesta Nacional de Hogares sobre Medición de Nivel de Vida (EMNV) de Nicaragua. La sección 1 incluye características típicas de la vivienda y el hogar que suelen estar presentes también en las EEI. Adicionalmente, se incorporan preguntas referidas a la cercanía a centros de atención médica y tiempo necesario para llegar a los mismos, e información sobre la participación de los miembros del hogar en instituciones barriales, partidos políticos y otras formas institucionales. La sección 2 de la EMNV también es estándar para otros tipos de encuestas ya que incluye información sobre características sociodemográficas de cada uno de los miembros del hogar como edad, sexo, lengua y estado civil.

La sección 3 de la EMNV cubre un rubro característico de las ECV: la salud. Aunque algunas EEI incluyen preguntas sobre este tema, en las ECV los cuestionarios son más detallados y extensos, incluyendo varias subsecciones. La primera parte del cuestionario de salud en la EMNV de Nicaragua está referido a la vacunación de los niños menores de 6 años. Al igual que en varias ECV, la información para completar esta sección surge de dos fuentes distintas; por un lado se pide al encuestador que copie ciertos datos provenientes de las “tarjetas” o “cartillas” de vacunación de los menores y, por otra parte, se hacen algunas

preguntas directamente a la persona entrevistada.³ Un bloque de esta sección incluye preguntas que deben ser contestadas por todos los miembros del hogar acerca de la presencia de una serie de enfermedades en el último mes, como problemas respiratorios, eruptivos, accidentes y diarrea, entre otras. Aquellos individuos que declaran tener alguna enfermedad deben contestar si realizaron consultas y el tipo de establecimiento en que lo hicieron, el valor de las consultas incluyendo el transporte y, en caso de haber recibido algún otro tratamiento, deben informar el costo del mismo y la forma en que fue cubierto. Al final de la sección 3 se encuentran dos módulos frecuentes en las ECV que se realizan a mujeres de 13 años o más sobre fecundidad y salud reproductiva. Estas secciones tienen varias preguntas referidas a la cantidad de hijos nacidos vivos, embarazos, tratamientos y controles prenatales, lugar de atención de los partos y, para todos los ítems anteriores, el costo y tipo de cobertura. Aunque no es el caso de la EMNV, en estas secciones suelen incluirse preguntas acerca de métodos anticonceptivos y métodos de prevención de enfermedades de transmisión sexual utilizados. Si bien la encuesta de Nicaragua no cuenta con esta información, algunas ECV incluyen preguntas sobre la presencia de algunas adicciones (tabaquismo, alcoholismo, drogadicción) y también hábitos como la práctica deportiva.

La sección 4 de la EMNV contiene información de educación común a casi todos los tipos de encuestas, a la que se agrega información más detallada acerca de los programas de alimentación en la escuela y los motivos de abandono escolar. La sección de actividad económica (sección 5) también es semejante a la presente en las EEI. La sección 6 se refiere a migraciones y está dividida en dos partes: la primera documenta el lugar de nacimiento de cada miembro y el lugar de residencia 5 años antes a la encuesta; la segunda parte está dirigida a captar información sobre ex miembros del hogar que emigraron a otro país. La sección 7, que capta los gastos de consumo, se describe con más detalle más adelante. La sección 8 releva información sobre actividades agropecuarias, mientras que la sección 9 pregunta por créditos recibidos por el hogar, el uso de los mismos y el tipo de institución que los otorga. Finalmente, la sección 10 de la EMNV incluye un cuestionario “antropométrico”. Esta sección, a menudo relevada en una fecha diferente a la del resto de los cuestionarios, está dirigida a los miembros del hogar menores de 5 años. Los datos que contiene son el peso, la estatura y otras medidas corporales de cada niño. En algunas encuestas también se incluye el peso al nacer, dato que también puede encontrarse en la sección de salud reproductiva.

Una de las grandes ventajas de las ECV es que permiten la construcción de un agregado de consumo, lo cual no es usualmente posible en las EEI. En el caso de la EMNV de Nicaragua la sección 7 está asignada a recabar información de gasto o consumo. Debe tenerse en

³ En algunas encuestas también se preguntan los lugares de vacunación y la cobertura de los costos de la vacuna, aunque no es el caso de la EMNV.

cuenta que ciertas preguntas necesarias para construir un agregado de gastos de consumo se encuentran en módulos diferentes por tener relación con otros ítems, como es el caso de los gastos en salud que se suelen incluir junto con las preguntas sobre consultas médicas, internación y enfermedades, o el caso de los alquileres pagados y renta implícita de la vivienda que se preguntan dentro del cuestionario de características de la vivienda y el hogar.

La sección 7A de la EMNV se refiere a gastos alimentarios, en alcohol y tabaco, y es la más extensa dentro de los módulos de consumo: cuenta con 6 hojas donde en cada fila se pregunta por un ítem de consumo diferente y con un nivel de desagregación muy alto. El segundo rubro de importancia dentro del gasto es el consumo no alimentario. En la EMNV la sección 7B capta este tipo de consumo. Esta sección se divide en cuatro grupos de acuerdo con el período de referencia de la pregunta y su estructura es más sencilla que en el caso de alimentos. El primer grupo (7B1) se refiere a los gastos (pagados) durante la semana anterior a la encuesta y abarca transporte, combustibles y periódicos entre otros. El segundo grupo (7B2) pregunta por algunos bienes o servicios consumidos durante el último mes: bienes de uso personal, limpieza, etc. El tercer grupo tiene un período de referencia de 6 meses (7B3) y abarca indumentaria, calzado, reparaciones y donaciones, entre otros. El último grupo (7B4) tiene un período de referencia de 12 meses e incluye muebles, vehículos, electrodomésticos y joyas.

La EMNV de Nicaragua, como otras encuestas de su tipo, pregunta al encuestado cuanto pagó por cada ítem comprado o cuánto valora (cuánto estaría dispuesto a pagar) los productos consumidos pero no comprados. Adicionalmente, se incluyen para cada uno de los 84 bienes listados en el formulario de la encuesta tres mediciones de precios provenientes de tres negocios o mercados distintos, a nivel de comunidad y de municipio.

A.II.4. Las encuestas de América Latina

En esta sección se presentan las características básicas de las principales encuestas de hogares de los 18 países de América Latina considerados a lo largo del libro. Dado que los sistemas de encuestas de la región están en continua evolución, se recuerda la recomendación de complementar la lectura de este apéndice con visitas a los sitios web de los institutos de estadística.

ARGENTINA

La principal encuesta de hogares de Argentina es la Encuesta Permanente de Hogares (EPH). La misma es llevada a cabo por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC) desde el año 1974. Inicialmente la EPH se realizaba solamente en el Gran Buenos Ai-

res, extendiéndose luego a todos los aglomerados urbanos de más de 100 mil habitantes. La EPH cubre actualmente las 31 mayores áreas urbanas del país, en las cuales habita alrededor del 70% de la población urbana de Argentina.⁴ Dado que el porcentaje de población urbana en ese país es del 87%, la muestra de la EPH representa cerca del 60% de la población total argentina. Este es el único país de América Latina cuya principal encuesta de hogares aún no tiene cobertura nacional.

Hasta el año 2003 la EPH se desarrollaba en modalidad puntual, con dos rondas anuales en mayo y octubre. En dicho año el INDEC implementó importantes cambios metodológicos, entre los que se cuentan modificaciones en el cuestionario de la encuesta y en el período de captación de la información, cambios en el esquema de rotación de la muestra panel e imputaciones a las observaciones sin respuesta en las preguntas de ingreso. Desde entonces la encuesta es realizada a lo largo de todo el año y se la conoce como Encuesta Permanente de Hogares Continua.

BOLIVIA

El Instituto Nacional de Estadística (INE) de Bolivia implementa encuestas de hogares periódicamente desde el año 1978. Entre ellas se cuentan la Encuesta Permanente de Hogares (EPH), la Encuesta Integrada de Hogares (EIH) y la Encuesta Nacional de Empleo (ENE). En 1999 se inició en el país el Programa de Mejoramiento de las Encuestas y Medición sobre Condiciones de Vida (MECOVI) con el propósito de recopilar información sobre condiciones de vida de la población boliviana. Como parte de las actividades del programa se ejecutó la Encuesta de Hogares-Programa MECOVI (EH-MECOVI) entre los años 1999 y 2002. Los dos años siguientes se realizó la Encuesta Continua de Hogares (ECH), conservándose los contenidos de la EH-MECOVI, haciendo énfasis en la temática de ingresos y gastos del hogar.

En el año 2005 se retorna a la modalidad puntual, con la ejecución de la EH. La encuesta tiene representatividad nacional y entre los tópicos investigados se incluyen características generales del hogar y sus miembros, migración, salud, educación, empleo, ingresos no laborales del hogar, gastos del hogar, características de la vivienda y acceso a servicios e ingresos del productor agropecuario.

BRASIL

La encuesta de hogares de Brasil se denomina Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) y es efectuada por el Instituto Brasileño de Geografía y Estadísticas (IBGE).

⁴ La reciente Encuesta Anual de Hogares Urbanos (EAHU) incorporó durante el tercer trimestre de cada año viviendas pertenecientes a localidades de 200 mil habitantes.

Desde el año 1971 la PNAD, que se llevó a cabo por primera vez en el año 1967 en el Estado de Río de Janeiro, se realiza anualmente en el mes de septiembre. En la actualidad es una encuesta nacional que cubre áreas urbanas y rurales. La representatividad nacional total de la PNAD fue alcanzada por primera vez en el año 2004 al incluirse en la encuesta las áreas rurales de Rondonia, Acre, Amazonas, Roraima, Pará y Amapá. La encuesta no se realizó en 1970, 1980, 1991 y 2000 (años censales) y 1994.

La PNAD es una encuesta de hogares multipropósito, incluyendo en su cuestionario preguntas sobre diversas características socioeconómicas. Los módulos que se incluyen de manera permanente en la encuesta son los de características generales de la población, educación, trabajo e ingresos, y vivienda, mientras que otros módulos referidos a temas tales como migración, fecundidad, salud, nutrición, programas sociales, trabajo infantil, etc., se incluyen de acuerdo con las necesidades de información del país en años puntuales.

CHILE

La Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN) es la encuesta de hogares más importante de Chile. La CASEN es representativa a nivel nacional y regional; es llevada a cabo por el Ministerio de Planeamiento (MIDEPLAN) a través del Departamento de Economía de la Universidad de Chile, que es responsable de la recolección de datos, la digitalización y el chequeo de consistencia de la base de datos. La encuesta ha sido implementada regularmente cada dos años desde 1987, salvo entre 2000 y 2009, cuando fue realizada cada tres años. Entre los años 1987 y 2009 la encuesta ha experimentado modificaciones, tanto en el diseño muestral como en el contenido de los cuestionarios.

Una característica distintiva de la CASEN es que, una vez recogidos, digitados y validados los datos, la CEPAL lleva a cabo la imputación y ajuste de los ingresos para corregir por no respuesta, ingresos *missings* y sub o sobre-reporte de diferentes categorías de ingresos. Asimismo, la CEPAL estima las líneas de pobreza e indigencia que se incorporan a la base de datos para luego poner la misma a disponibilidad de los usuarios.

La CASEN contiene información sobre características generales de la vivienda y los miembros del hogar, educación, trabajo e ingresos laborales y salud. En las diferentes rondas se suelen agregar módulos especiales en temas tales como patrimonio, tecnologías de información, discapacidad, etnia, programas sociales, migraciones, participación en organizaciones sociales, etc.

COLOMBIA

Con la experiencia previa de encuestas de fuerza de trabajo, ingreso y gastos de finales de la década de 1960, entre los años 1976 y 1999 el Departamento Administrativo Nacional de Estadística de Colombia (DANE) realizó trimestralmente la Encuesta Nacional de Hogares (ENH). En sus inicios, la ENH solo cubría las cuatro principales áreas urbanas del país. Progresivamente se fueron incorporando nuevas áreas urbanas y en el año 1992 se incluyeron las áreas rurales, pasando la ENH a ser una encuesta de cobertura nacional. Dado que era una encuesta tipo EEI, el objetivo principal de la ENH era recolectar información sobre empleo, desempleo y otras variables relacionadas con el mercado laboral, aunque también incluía módulos sobre salud, educación, trabajo infantil, justicia y fecundidad entre otros temas. En el año 2000 la ENH fue reemplazada por la Encuesta Continua de Hogares (ECH). La ECH tiene diferencias significativas con la ENH en términos de frecuencia, cobertura (inicialmente las 13 principales ciudades y áreas metropolitanas, aunque a partir del año 2001 se expande al total nacional) y cuestionarios. Para paliar esta situación en el año 2000 ambas encuestas fueron realizadas paralelamente, de modo de proveer información sobre las diferencias debidas a la metodología de cada una de ellas y de este modo poder armonizar los indicadores presentados.

A partir del año 2006 la principal encuesta de hogares de Colombia es la Gran Encuesta Integrada de Hogares (GEIH), también realizada por el DANE. Esta incorpora varias mejoras en la recolección de información: introducción de informante directo, captura de datos en dispositivos móviles y ampliación de la cobertura a 24 ciudades y áreas (13 áreas metropolitanas trimestralmente y 11 ciudades semestralmente). Si bien la GEIH es una encuesta tipo EEI, además de información de mercado laboral recoge datos sobre otras dimensiones relacionadas con el bienestar de la población colombiana, como educación, salud, demografía, participación en programas sociales y gastos de consumo.

COSTA RICA

Costa Rica cuenta con una larga tradición en la realización de encuestas de hogares, comenzada en 1966 con el programa de la Encuesta Centroamericana de Hogares. A partir de 1976 (y hasta 1986) se implementó la Encuesta Nacional de Hogares, Empleo y Desempleo, a través de una colaboración entre el Ministerio de Trabajo y Seguridad Social y la Dirección General de Estadística y Censos.

La actual Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM) se realiza anualmente (en julio) desde el año 1987 bajo responsabilidad del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, con el apoyo de otras instituciones nacionales que requieren la aplicación de módu-

los especiales. La EHPM es representativa a nivel nacional, con cobertura de áreas urbanas y rurales. En relación a otras encuestas de la región, la EHPM tiene un cuestionario regular menos rico, deficiencia que es paliada en buena medida con la inclusión de módulos especiales, los cuales varían año a año y cubren temas tan diversos como empleo en pequeños establecimientos, utilización de servicios de salud, lactancia materna, diabetes, vacunación, peso y talla, consumo aparente de alimentos, condición de aseguramiento, régimen de pensiones, programas sociales y ayuda estatal, discapacidad, etnia, telecomunicaciones, trabajo infante-juvenil, migración, viviendas y servicios, incentivos para la inserción educativa, uso del tiempo, victimización, migración internacional y remesas.

REPÚBLICA DOMINICANA

La principal encuesta de República Dominicana es la Encuesta Nacional de Fuerza de Trabajo (ENFT). Es una encuesta de tipo EEI, con representatividad nacional. La ENFT se realiza desde abril del año 1991 por el Banco Central de la República Dominicana. En dicho año y en 1992 la encuesta se llevó a cabo en cuatro rondas: enero, abril, julio y octubre. En los años 1993, 1994 y 1996 la ENFT se realizó semestralmente, en abril y octubre los dos primeros años, en febrero y octubre en el último. En los años 1995 y 1997 se realizó una sola encuesta, en los meses de julio y abril respectivamente. En los años 1998 y 1999 las ENFT tuvieron periodicidad mensual, con el objetivo de medir la estacionalidad de los indicadores agregados de empleo y desempleo. A partir del año 2000, dado que los indicadores laborales principales no presentaron diferencias estadísticamente significativas que evidenciaran variaciones estacionales importantes, las ENFT volvieron a ser relevadas semestralmente en los meses de abril y octubre.

ECUADOR

El Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC) de Ecuador lleva a cabo diferentes encuestas de hogares, cada una de ellas con diferentes objetivos y periodicidad. Una de ellas es la Encuesta de Condiciones de Vida de Ecuador, una encuesta tipo ECV. Hasta el momento, se han ejecutado 5 rondas de esta encuesta: 1994, 1995, 1998, 1998/1999 y 2005/2006. La ECV ecuatoriana recoge información sobre numerosas variables socioeconómicas asociadas al bienestar de los hogares, entre ellas trabajo, ingresos, consumo, demografía, educación, vivienda e infraestructura y participación en programas sociales.

A partir de 2003 la Encuesta de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) se ha convertido en la principal encuesta de hogares de Ecuador.⁵ Esta encuesta, de tipo EEI, se realiza

⁵ Antes de implementar la ENEMDU, el INEC llevaba adelante la Encuesta Periódica de Empleo y Desempleo (EPED), de cobertura urbana hasta 1997, nacional desde entonces.

de forma continua a lo largo del año, con cobertura nacional durante el último trimestre de cada año. Si bien el objetivo principal de la ENEMDU es proporcionar información sobre el desempeño del mercado laboral ecuatoriano, la encuesta recoge adicionalmente información sobre aspectos demográficos, educativos, sanitarios, vivienda e infraestructura, participación en programas sociales, fuentes de ingresos no laborales, etc.

EL SALVADOR

La Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples (EHPM) es la encuesta de hogares de El Salvador. Si bien recién a partir del año 1990 se ponen a disponibilidad del público las bases de datos, El Salvador comenzó a realizar encuestas de hogares desde el año 1975. La EHPM se realizó bajo el programa MECOVI desde 1997. Las mayores contribuciones del programa han sido la expansión y la profundización de la cobertura temática del cuestionario.

En la actualidad la EHPM incluye información sobre características demográficas, educativas y de salud, participación en el mercado de trabajo e ingresos laborales, características de la vivienda y acceso a servicios y equipamiento, condición de pobreza, gastos del hogar y otros aspectos, en los que se incluyen variables relacionadas con la actividad de hogares que se dedican a tareas agropecuarias.

GUATEMALA

El Instituto Nacional de Estadística (INE) de Guatemala ha realizado diferentes encuestas de hogares, algunas de tipo EEI y otras de tipo ECV. En 2002 el INE comenzó a realizar la Encuesta Nacional de Empleo e Ingresos (ENEI), con el objetivo de estudiar las características del mercado laboral de Guatemala. Se implementaron cuatro rondas trimestrales de la ENEI entre abril del año 2002 y marzo del año 2003. En el año 2004 se volvió a realizar una ENEI, para luego llevarse a cabo la siguiente recién en 2007/2008. Posteriormente, en octubre del año 2010 se ejecutó la última ENEI disponible, proyectándose para 2011 una nueva ronda de la encuesta.

Si bien se trata de una encuesta dedicada principalmente a recoger información relacionada con la actividad económica y social de la población guatemalteca, la evolución de los indicadores de empleo, desempleo y subempleo, y los cambios en los niveles de pobreza, la ENEI contiene además información demográfica, educativa, de salud, de vivienda e infraestructura entre otros temas. Estas encuestas han tenido representatividad nacional en todas las rondas realizadas.

Como fuera mencionado, además de la ENEI, Guatemala cuenta con una encuesta de tipo ECV: la Encuesta de Condiciones de Vida (ENCOVI). Esta encuesta ha sido llevada a

cabo en tres oportunidades: 2000, 2006 y 2011. La ENCOVI tiene cobertura nacional, a nivel de regiones, y por áreas urbanas y rurales. Contiene información sobre numerosos aspectos relacionados con las condiciones de vida de la población guatemalteca: vivienda, participación social y ciudadanía, programas de asistencia social, estructura demográfica y migración, salud, educación, uso del tiempo libre, mercado laboral e ingresos, fecundidad, gastos de consumo, equipamiento del hogar, negocios del hogar, ahorro y otras variables financieras.

HONDURAS

La Encuesta Permanente de Hogares de Propósitos Múltiples (EPHPM) es la principal encuesta de hogares de Honduras. Constituye la fuente primaria de información para medir pobreza. Aunque su objetivo central es la producción de indicadores del mercado laboral, incorpora adicionalmente información sobre demografía, migración, educación, composición del hogar, vivienda, ingresos, y trabajo infantil y juvenil.

En sus comienzos, durante los años 1990 y 1991, la EPHPM fue realizada una vez al año. Desde el año 1992 se realizan dos rondas (abril-mayo y setiembre-octubre) con la excepción del año 2000. Hasta el año 1996 la EPHPM no recababa información sobre ingresos no monetarios e ingresos de fuentes no laborales, pero sí lo hace desde entonces.

MÉXICO

La principal encuesta de hogares en México es la Encuesta Nacional de Ingresos y Gastos de los Hogares (ENIGH). Esta encuesta contiene información sobre características socioeconómicas tales como educación, salud, demografía y trabajo e ingresos. Asimismo, cuenta con información detallada sobre diferentes categorías de los gastos de los hogares. Es representativa de todo el país, cubriendo áreas urbanas y rurales.

La encuesta es realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Si bien este organismo y las oficinas que lo precedieron en su tarea han realizado encuestas de hogares desde mediados de la década de 1950, recién a finales de la década de 1970 se llevaron a cabo las primeras encuestas de ingresos y gastos de los hogares que servirían como base para diseñar la ENIGH. Esta encuesta se ha realizado en los años 1984, 1989 y bianualmente desde 1992. Una característica distintiva de la ENIGH es que la información de ingresos laborales se recoge para los seis meses anteriores a la encuesta, cuando en la mayoría de las encuestas de la región el período de referencia de este tipo de ingreso es solo el mes anterior a la encuesta.

NICARAGUA

Nicaragua realiza una encuesta de tipo ECV: la Encuesta Nacional de Hogares sobre Medición del Nivel de Vida (EMNV). Esta encuesta, con cobertura nacional, se levantó en cinco ocasiones: 1993, 1998, 2001, 2005 y 2009.⁶ El organismo actualmente encargado del desarrollo de la misma es el Instituto Nacional de Información de Desarrollo (INIDE). El objetivo principal de la EMNV es recoger información que permita realizar un seguimiento de la situación de pobreza, ingreso, consumo y condiciones generales de vida de la población nicaragüense. Esta encuesta es la utilizada en las mediciones oficiales de pobreza.

Adicionalmente, se realiza en Nicaragua la Encuesta Continua de Hogares (ECH), que sustituyó a la Encuesta de Hogares para la Medición del Empleo Urbano y Rural (EHME) que se llevaba a cabo en el pasado. La EHME era realizada desde el año 1993 por el Ministerio de Trabajo con apoyo de la OIT, pasando a ser responsabilidad del INIDE a partir del año 2003. A partir del año 2007 se decidió elaborar una nueva encuesta, la actual ECH. Esta encuesta es de tipo EEI y su objetivo principal es proveer información sobre la evolución del mercado laboral en Nicaragua.

PANAMÁ

La Dirección de Estadística y Censo de Panamá (DEC) realiza desde 1963, en agosto de cada año y sin interrupciones, la Encuesta de Hogares-Mano de Obra (EH). Es una encuesta tipo EEI, representativa a nivel nacional. Desde el año 2001, las estadísticas pueden desagregarse en áreas urbanas y rurales e incluso a nivel de provincias. Además de información del mercado laboral, la EH cuenta con información sobre demografía, educación, salud, programas sociales y, a partir del año 2009, de vivienda y acceso a servicios de infraestructura. Desde el año 1989, sobre la base de información de esta encuesta, Panamá presenta indicadores de Necesidades Básicas Insatisfechas.

Además de la EH, Panamá realizó encuestas de tipo ECV en los años 1997, 2003 y 2008 (Encuesta de Niveles de Vida, ENV). Estas encuestas incluyen información sobre características físicas de la vivienda, infraestructura y equipamiento, estructura y composición de los hogares, fertilidad y cuidados infantiles, educación y salud, migraciones, actividad económica e ingresos laborales, ingresos y gastos de los hogares, negocios de los hogares y actividades financieras. Asimismo, se recoge información a nivel de comunidades sobre la disponibilidad de infraestructura, características ambientales, precios y organización comunitaria.

⁶En 1993 se introdujo una encuesta específica para analizar las consecuencias del Huracán Mitch

PARAGUAY

El estudio de variables sociales a nivel nacional en Paraguay solo puede realizarse desde 1995 a partir de los microdatos de la Encuesta de Hogares-Mano de Obra (EH-MO, 1995), la Encuesta Integrada de Hogares (EIH, 1997-1998 y 2000-2001) y la Encuesta Permanente de Hogares (EPH, 1999 y anualmente desde 2002). Todas estas encuestas son de tipo EEI (incluyen adicionalmente información sobre salud) y tienen cobertura nacional, excluyendo los departamentos de Boquerón y Alto Paraguay, que representan menos del 2% de la población del país. Durante la década de 1990 Paraguay fue mejorando progresivamente la calidad de sus encuestas de hogares con la colaboración del programa MECOVI.

Si se quiere tomar una perspectiva histórica de más largo plazo de la evolución de los indicadores sociales en el país se puede recurrir a información del Área Metropolitana de Asunción, para la que se cuenta con datos de la EH-MO desde el año 1983.

PERÚ

La ECV de Perú, llamada Encuesta Nacional de Niveles de Vida (ENNIV), fue llevada a cabo en 1985/1986, 1990 (solo en Lima Metropolitana), 1991, 1994, 1997 y 2000. Como todas las encuestas de este tipo, la ENNIV recoge información sobre numerosas variables socioeconómicas: características de los miembros del hogar, vivienda, salud, educación, actividad económica, migración, gastos, bienes durables, autoconsumo, ingresos no laborales, ahorro y crédito, antropometría y actividades agropecuarias.

Desde 1997 la Encuesta Nacional a Hogares (ENAHO) constituye la principal encuesta de hogares peruana. El Instituto Nacional de Estadísticas e Informática (INEI) es el responsable de la realización de esta encuesta, a través de su Oficina Nacional de Estadísticas y Censos. En la actualidad, la ENAHO se realiza trimestralmente, proveyendo información sobre la situación económica, social y demográfica de la población peruana. Una característica importante de la encuesta es que cuenta con una muestra panel, en el segundo y cuarto trimestre de cada año.

URUGUAY

La Encuesta Continua de Hogares (ECH) es la principal encuesta de hogares en Uruguay, realizada bajo responsabilidad del Instituto Nacional de Estadística (INE). Implementada inicialmente (1968) en Montevideo, a partir de 1981 la encuesta se extendió a todo el país, aunque con cobertura urbana exclusivamente. A partir del año 2006 la encuesta cubre a toda la población residente en hogares particulares del país, independientemente de que estos se localicen en áreas urbanas o rurales.

La ECH es una EEI que permite monitorear la evolución del mercado laboral uruguayo, del ingreso de las familias y, en general, de las condiciones de vida (vivienda, salud y educación) de la población residente en el país.

VENEZUELA

La principal encuesta de hogares es la Encuesta de Hogares por Muestreo (EHM), realizada por el Instituto Nacional de Estadística (INE). Se lleva a cabo en forma continua y semestral desde el año 1967, con cobertura de la totalidad de la población residente en el país, excluyendo a la población indígena selvática, la población que reside en las dependencias (porciones del territorio no comprendidas en la jurisdicción de ningún Estado), la población que habita en hogares colectivos (hospitales, cuarteles militares y cárceles, conventos y otras colectividades) y la población que vive en localidades con menos de 10 viviendas.

Dado que se trata de una encuesta tipo EEI, la EHM provee abundante información sobre la estructura y evolución del mercado de trabajo, así como también sobre las características socioeconómicas y sociodemográficas de la población.

APÉNDICE III

PROBLEMAS DE MEDICIÓN

A.III.1.Introducción

A.III.2.Producción para autoconsumo y renta implícita

A.III.3.No respuesta

A.III.4.Errores de medición y subdeclaración

A.III.5.Ceros, valores extremos y missing

A.III.6.Los ajustes de precios

Apéndice: En la práctica

A.III.1. Introducción

Este apéndice trata algunos problemas comunes de las mediciones distributivas basadas en variables monetarias. La sección 2 está destinada a discutir la inclusión y valoración de dos ítems no monetarios en los agregados de ingreso y consumo familiar: la producción de autoconsumo y la renta implícita de la vivienda propia. El problema de la no respuesta a las encuestas y sus posibles soluciones es examinado en la sección 3. Una de las deficiencias de las encuestas de hogares con consecuencias más graves para las mediciones distributivas es la subdeclaración de ingresos o gastos, problema que es analizado en la sección 4. Es común que las encuestas incluyan observaciones con ingresos nulos, *missing* y valores extremos, lo cual introduce un conjunto de problemas conceptuales y metodológicos que son abordados en la sección 5. La última sección de este apéndice está asignada a discutir el ajuste de las variables monetarias por diferencias de precios que enfrentan los distintos hogares en un mismo país o entre países.

A.III.2. Producción para autoconsumo y renta implícita

Existen tres rubros no monetarios que idealmente deberían ser incluidos en todo agregado familiar de ingreso o consumo: (i) la producción para autoconsumo, (ii) la renta implícita por el uso de bienes durables propios, particularmente la vivienda y (iii) el consumo de servicios provistos públicamente de forma gratuita o subsidiada. Esta sección trata los dos primeros ítems, mientras que el capítulo 9 aborda extensamente el tercero.

Producción para autoconsumo

Particularmente en zonas rurales es común que las personas produzcan parte de los bienes que consumen. Esa producción para consumo propio no pasa por el mercado y no se expresa en dinero, pero debería ser incluida como parte del ingreso y del consumo del hogar. En Guatemala, la producción de autoconsumo relevada en la Encuesta de Condiciones de Vida de 2006 representó el 7.2% del ingreso total familiar en las áreas rurales. Ignorar este ítem implicaría una subestimación de los ingresos de muchas familias. La estimación de pobreza rural en ese país centroamericano (utilizando una línea de 2.5 dólares por día por persona) crecería casi 5 puntos si se ignorara la producción para autoconsumo.

La valoración de la producción para consumo propio no es un problema sencillo. La práctica más extendida consiste en registrar en el cuestionario familiar o individual las cantidades consumidas de producción propia y valorizarlas en función de precios hipotéticos declarados por el propio respondente, del precio mediano inferido de las compras de bienes similares por parte de otros hogares vecinos, o de precios obtenidos en algún cuestionario

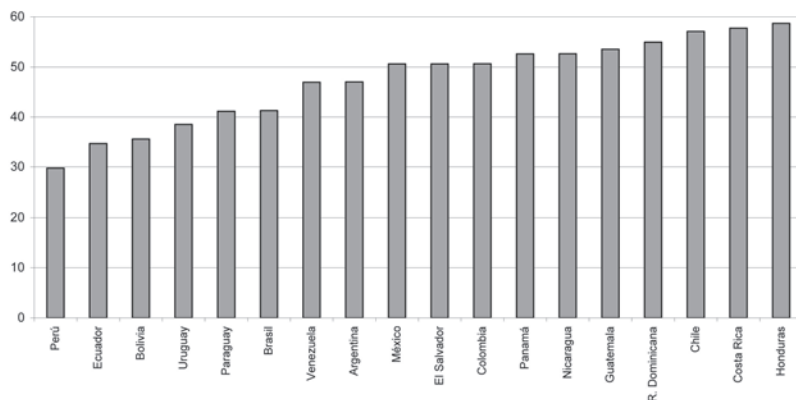
comunitario de la encuesta. El precio relevante debe ser aquel en puerta del productor y no el de mercado, ya que este incluye costos de distribución, intermediarios y otros que no son relevantes en el caso del autoconsumo.

Si bien el caso típico de producción de autoconsumo es el de alimentos en áreas rurales, existen muchos otros servicios con estas características: el cuidado de los niños y las tareas domésticas son dos de los principales, que de hecho ocupan todo el tiempo laboral de muchas personas, en general mujeres. Supóngase dos mujeres idénticas viviendo cada una sola con su hijo y recibiendo un ingreso no laboral de \$100. La primera decide trabajar medio día por lo que gana \$50, que decide gastar enteramente en contratar a alguien que cuida a su hijo en su ausencia. La segunda mujer prefiere no trabajar y cuidar a su hijo. Claramente, las dos mujeres están en igualdad de condiciones: cualquiera puede seguir la alternativa elegida por la otra. Sin embargo, nótese que el ingreso registrado de la primera mujer es \$150 y el de la segunda es solo \$100. Lo mismo ocurre con el consumo: \$150 en la familia de la primera mujer (\$100 en bienes y \$50 en cuidado del niño) y \$100 de la segunda. Las estadísticas reflejan una desigualdad que en la realidad no existe. Para homogeneizar el tratamiento, en teoría debería sumarse el valor de mercado del cuidado doméstico del niño (\$50) al ingreso (y consumo) de la mujer que decide no trabajar. En la práctica, sin embargo, la convención es no valorizar estas actividades domésticas y no incluirlas en el consumo o el ingreso, en parte por lo controversial de los argumentos y en parte por las dificultades de estimación. La práctica de ignorar el trabajo en tareas domésticas es compartida por las Cuentas Nacionales en el cálculo del producto bruto o el ingreso nacional.

La Figura A.III.1 sugiere la magnitud del potencial problema, al mostrar el porcentaje de madres con hijos menores de 12 años que no trabajan en el mercado en varias economías de la región.

Figura A.III.1

Proporción de madres de hijos menores de 12 años no ocupadas



Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2007.

Renta implícita e inversión propia

La vivienda es el activo principal con que cuentan muchas familias latinoamericanas. Los hogares propietarios de una casa o apartamento no necesitan arrendar, por lo que evitan ese gasto, pudiendo asignar esos recursos a otros fines. Esta retribución implícita constituye una parte de los ingresos de una familia que no está canalizada en el mercado formal y que no es usualmente registrada como ingreso en las encuestas de hogares.

Para ilustrar la necesidad de considerar la renta implícita de la vivienda propia supongamos dos jóvenes idénticos, A y B , que al momento de irse a vivir solos reciben una herencia monetaria H , no reciben una vivienda y obtienen un ingreso salarial de w . Con la herencia, la persona A decide comprar una casa por un valor de H , mientras que B decide invertir ese monto en una colocación financiera que le genera un ingreso de capital de rH . Dado que no recibió en herencia una vivienda ni la compró, B debe arrendar. Supongamos que decide arrendar una casa exactamente igual a la que compró la persona A a un valor de alquiler de aH . Si los mercados funcionaran de manera perfecta y asumiendo que no hay costos de depreciación ni transacción, en equilibrio el alquiler de una casa de valor H no debiera diferir del interés generado por una colocación financiera de monto H . Esto debe ser así ya que de lo contrario, o bien nadie compraría o construiría casas para alquilar (si $a < r$), o bien todos lo harían y nadie prestaría dinero (si $a > r$). Supongamos entonces que a es exactamente igual a r y notemos con ayuda del cuadro A.III.1 que A y B están en igualdad de condiciones. La persona A puede destinar todo su ingreso laboral w a consumir otros bienes, mientras que la segunda cuenta con su ingreso laboral y su ingreso de capital neto de los gastos de alquiler ($w+rH-aH$). Dado que $a=r$, ambos montos coinciden.

Cuadro A.III.1

Situación de dos personas semejantes con decisiones diferentes de compra de vivienda

	Persona A	Persona B
Herencia inicial	H	H
Ingreso laboral	w	w
Valor compra casa	H	0
Colocación financiera	0	H
Ingreso financiero	0	$r.H$
Gasto alquiler	0	$a.H$
Gasto de consumo	w	w
Captación de la encuesta		
Ingreso	w	$w+r.H$
Gasto	w	$w+a.H$

La conclusión es que ambas personas parten de la misma situación y viven vidas semejantes: habitan una casa semejante, consumen otros bienes por un monto semejante y finalizan sus vidas con riquezas idénticas: la persona A con una casa de valor H y B con un

activo financiero de valor H . Del ejercicio surge que el nivel de vida alcanzado por estas dos personas es idéntico, independientemente de la decisión de comprar o alquilar la vivienda. De hecho, cualquiera de las dos personas está en condiciones de imitar perfectamente el comportamiento de la otra.

Ahora bien, en los estudios basados en encuestas de hogares el nivel de vida de una persona es aproximado a partir de sus ingresos o gastos corrientes. En este ejemplo simplificado la encuesta registraría como ingreso corriente del propietario A durante su vida activa el valor w , mientras que en el caso del inquilino B su ingreso corriente sería $w + rH$. Claramente, esta práctica subestima el ingreso relativo de los propietarios de viviendas. Un fenómeno semejante ocurre al aproximar el nivel de vida por el lado del gasto, ya que la encuesta registra un gasto corriente de w en el caso del propietario y de $w+aH$ en el caso del inquilino.

Una posible solución a esta distorsión es sumar al ingreso y consumo de los propietarios el ahorro por no tener que alquilar un inmueble semejante al que habitan aH . Esta es la llamada *renta implícita de la vivienda propia*.

Para evaluar la potencial relevancia del ajuste por renta implícita es importante saber cuán extendida está la propiedad de la vivienda en América Latina y su estructura por estratos de ingreso o consumo. El cuadro A.III.2 muestra esa información para varios países de la región. La mayoría de los hogares latinoamericanos es propietario de la vivienda que habita. Nótese que no existe un patrón uniforme en la estructura de propiedad por estratos de ingreso. En los países del Cono Sur y Brasil la proporción de hogares propietarios crece claramente con el ingreso. En otros como República Dominicana y Venezuela es levemente decreciente, mientras en varios otros tiene forma de U con tasas menores en los quintiles intermedios.

Cuadro A.III.2

Proporción de hogares propietarios de la vivienda que habitan por quintiles de ingreso

Países	Año	Quintiles de ingreso					Total
		1	2	3	4	5	
Argentina	2006	51.1	59.4	63.0	69.2	68.9	63.9
Bolivia	2005	89.7	64.3	61.6	56.3	63.5	65.9
Brasil	2007	63.8	65.4	69.5	72.9	75.5	70.1
Chile	2006	54.8	65.6	68.2	70.6	69.5	66.3
R. Dominicana	2006	66.1	67.8	65.8	62.7	63.7	65.0
Ecuador	2006	62.0	60.0	62.0	62.2	67.9	63.4
El Salvador	2005	72.3	65.4	65.7	70.0	75.2	70.1
Guatemala	2006	86.5	77.7	71.8	68.5	73.0	74.7
Honduras	2006	75.1	65.1	62.1	61.8	68.5	66.4
México	2006	69.5	64.2	67.8	72.4	71.0	69.2
Nicaragua	2005	73.7	75.0	74.4	77.1	83.0	77.2
Paraguay	2007	81.7	79.5	81.0	79.4	77.7	79.7
Peru	2006	81.0	73.4	68.4	69.6	72.5	72.6
Uruguay	2006	48.3	60.7	69.0	73.4	77.8	68.4
Venezuela	2006	78.0	77.7	77.2	75.7	75.6	76.7

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Una estructura de propiedad de la vivienda creciente en el ingreso implicaría un ajuste por renta implícita más frecuente en los estratos más ricos y, en consecuencia, la estimación de desigualdad tendería a aumentar. Nótese, sin embargo, que para realizar el ajuste no solo es necesario saber quién es propietario, sino cuál es el valor de la renta implícita de su vivienda. Existen dos caminos principales para estimar ese valor. Uno consiste en incluir preguntas específicas en la encuesta de hogares: “si tuviera que alquilar esta vivienda, ¿cuánto cree que pagaría por mes?”. Preguntas semejantes forman parte de las encuestas de hogares de varios países de la región. En la ENIGH de México se incluye adicionalmente la pregunta “¿cuánto cobraría usted si estuviera rentando su vivienda?”.

El siguiente cuadro muestra para un subconjunto de países con preguntas explícitas de renta de la vivienda propia en sus encuestas el incremento proporcional de ingresos medios por quintil, como resultado de incluir el ajuste a los propietarios. El último panel muestra el ratio de ingresos de los quintiles extremos. Nótese que, en general, la desigualdad registrada con este indicador es ligeramente menor al incluir el ajuste por renta implícita. Se combinan dos razones: una estructura de propiedad de la vivienda en general no tan sesgada hacia los estratos más ricos y una elasticidad-ingreso corriente de la demanda de vivienda menor a uno. Hogares con el doble de ingreso corriente viven en general en casas o apartamentos algo menos del doble de onerosos. Perú es una excepción; en ese país andino la propiedad de la vivienda está extendida en los estratos de menores recursos, pero el ajuste implica una desigualdad algo superior.

Cuadro A.III.3

Incremento proporcional del ingreso al incluir la renta implícita de la vivienda propia Ratio de quintiles 5/1 incluyendo y excluyendo la renta implícita.

	Quintiles					Total	Ratio quintiles 5/1	
	1	2	3	4	5		Sin R.I	Con R.I
Bolivia	8.7	6.1	6.0	5.9	7.0	6.7	34.3	33.8
Chile	12.4	10.2	8.6	6.8	4.2	6.2	14.5	13.5
R. Dominicana	18.1	13.6	11.3	9.8	9.2	10.3	15.4	14.2
Ecuador	5.1	2.7	2.3	2.6	3.2	3.1	20.4	20.0
El Salvador	5.7	3.0	4.8	5.6	6.3	8.7	14.3	14.4
Guatemala	21.1	12.3	10.3	9.6	10.8	11.1	19.8	18.1
México	7.0	6.6	7.0	7.3	7.3	7.2	13.4	13.4
Nicaragua	14.2	10.8	10.6	10.3	11.7	11.4	15.2	14.8
Paraguay	19.0	15.9	14.5	12.6	12.4	13.2	18.2	17.2
Perú	6.8	6.2	7.7	8.9	11.8	10.0	13.1	13.7
Uruguay	14.2	14.7	15.0	14.9	14.1	14.5	11.4	11.4

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares.

Nota: Con R.I = ingreso incluyendo estimaciones de renta implícita de la vivienda propia.

Sin R.I = sin renta implícita.

El enfoque del autorreporte de renta de la vivienda propia es a menudo criticado, argumentando que muchas personas no tienen una idea acertada de la renta que podrían obtener por sus viviendas. Aun en el caso en que en promedio esas estimaciones sean certeras, el sesgo es manifiesto en medidas de dispersión de la distribución, como las de desigualdad.

Un enfoque alternativo es el de las regresiones hedónicas. La idea es sencilla: utilizando la submuestra de familias que pagan alquileres por sus viviendas, se estima un modelo de determinación del valor del alquiler como función de las características observables de la vivienda (tamaño, ubicación, materiales, etc.). Posteriormente, se predice cuánto (potencialmente) pagarían de alquiler aquellas familias que son propietarias de los inmuebles que habitan, sobre la base de las características de las mismas, las cuales son efectivamente observables en la muestra. Las estimaciones de renta implícita son luego sumadas al ingreso familiar.¹

A.III.3. No respuesta ²

No todas las personas que son aleatoriamente elegidas para participar de una encuesta aceptan colaborar. Algunas se niegan a contestar algún ítem del cuestionario (no-respuesta parcial), mientras que otras directamente deciden no participar en la encuesta (no-respuesta total). En principio el problema de la no respuesta no sería grave para las mediciones distributivas, si la decisión de no participar o no contestar alguna pregunta fuera completamente aleatoria. En este caso, las estimaciones serían menos eficientes al reducirse el número de observaciones, pero no sesgadas. Lamentablemente, la evidencia indica que la no respuesta está correlacionada con variables relevantes para el análisis distributivo (Groves y Couper, 1998). Por ejemplo, en la Encuesta Permanente de Hogares de Argentina 2006, donde la tasa de no respuesta de ingreso fue superior al 15%, la media de los años de educación promedio de los jefes de hogares sin respuesta es 9.3, frente a 7.9 de los jefes en hogares que sí responden ingresos. Las diferencias se repiten en otras variables laborales y demográficas. Estas estadísticas se corresponden con las experiencias de campo de los encuestadores, que encuentran que las personas de mayores recursos tienden a estar menos predispuestas y más temerosas de colaborar con el encuestador.³

¹ Gasparini y Sosa Escudero (2009) realizan este ejercicio para estimar la renta implícita en el Gran Buenos Aires, incluyendo estimaciones por mínimos cuadrados y regresiones por cuantiles.

² Agregamos la excelente colaboración de Javier Alejo en esta sección.

³ Algunos sostienen que la no respuesta de ingreso podría tener una forma de U en relación al ingreso, dado que algunas personas pobres son difíciles de localizar para realizar trabajos que requieren migraciones estacionales, o son personas que viven en la calle sin lugar fijo. Ver Korinek, Mistiaen y Ravallion (2008) para un modelo sobre decisión prima de no respuesta.

Las consecuencias de la no respuesta para las mediciones distributivas pueden ser significativas. Supóngase una población de 1000 personas cuyos ingresos y son los representados en el cuadro A.III.4. La función $f(y)$ representa la densidad poblacional, indicando que cada uno de los 10 valores de y aparece en la población con igual probabilidad. Supóngase que se toma una muestra de esta población y que la disposición a participar de la encuesta disminuye con el ingreso del individuo, arrojando frecuencias relativas como las tabuladas en $g(y)$, que representa la función de densidad empírica de y . Supongamos que se desea calcular la proporción de personas por debajo de un cierto umbral de ingreso, digamos 200. Mientras que la tasa de pobreza poblacional es 20%, la utilización de la distribución empírica sin ningún tipo de corrección implica una estimación de 30%. De hecho, en este ejemplo la sobrestimación de la pobreza ocurrirá con cualquier umbral de y que se elija. Un resultado importante bajo un esquema de participación en la encuesta decreciente en los niveles de ingreso es la sobrestimación muestral de los niveles de pobreza.

Cuadro A.III.4
Ingresos y frecuencias relativas reales y empíricas

y	$f(y)$	$g(y)$	$w(y)$
100	0.10	0.15	0.67
150	0.10	0.15	0.67
350	0.10	0.15	0.67
400	0.10	0.10	1.00
750	0.10	0.10	1.00
850	0.10	0.10	1.00
900	0.10	0.10	1.00
1300	0.10	0.05	2.00
2150	0.10	0.05	2.00
2850	0.10	0.05	2.00

De los dos tipos de no-respuesta, la parcial es relativamente más sencilla de analizar, dado que si bien el encuestado se rehúsa a contestar ciertas preguntas (típicamente el ingreso), responde el resto del cuestionario. Existen dos prácticas habituales para aliviar este problema. La primera consiste en reponderar las observaciones solo en las preguntas donde no hubo respuesta. Así, las personas encuestadas tendrán asociado un factor de expansión para las preguntas sin problemas y otro diferente para aquellas en donde se presentan problemas de no respuesta. En el ejemplo del cuadro A.III.4, nótese que es posible obtener la verdadera distribución $f(y)$ a partir de $g(y)$, utilizando un esquema de ponderadores $w(y)$. La idea es asignar un peso mayor a aquellos individuos con baja probabilidad de respuesta, por lo que la forma funcional de $w(y)$ dependerá del patrón de no participación. En particular, para corregir la muestra del ejemplo es necesario ajustar los datos con una estructura de ponderadores

creciente en el ingreso. Aplicando este ajuste por ponderadores, la tasa de pobreza estimada es 20%, igual a la verdadera (poblacional).

Esta fue la solución adoptada por la Encuesta Permanente de Hogares de Argentina entre 2003 y 2006.⁴ Cada observación tenía asociados cuatro ponderadores; uno para la mayoría de las variables, otro para el ingreso de su ocupación principal, otro para su ingreso total y otro para el ingreso total familiar. El siguiente cuadro muestra los factores de expansión generales y aquellos que tienen en cuenta la no respuesta del ingreso total del hogar, por quintiles de ingreso per cápita familiar. Nótese que estos ponderadores específicos son fuertemente crecientes en el ingreso. Las estimaciones de pobreza y desigualdad se ven alteradas al tomar en cuenta estos ponderadores en lugar de los generales.⁵

Cuadro A.III.5

Valor de ponderadores generales y específicos corrigiendo por no respuesta Argentina, 2006

Quintiles	ponderadores		Diferencia %
	generales	específicos	
1	588	666	13.2
2	608	731	20.3
3	596	741	24.4
4	563	732	30.1
5	592	825	39.3

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de la EPH.

En la gran mayoría de los países de América Latina no se realizan reponderaciones por no respuesta. En cambio, es más extendido un camino alternativo para aliviar este problema: la imputación de ingresos. La idea es similar a la discutida en el caso del ajuste por renta implícita. En este caso, se busca estimar el ingreso de una persona que no contesta las preguntas relevantes de ingreso, pero sí el resto del cuestionario, a partir del ingreso observado de personas “parecidas” con respuestas válidas en todas las preguntas.

El “parecido” puede establecerse por métodos no paramétricos o paramétricos. La primera alternativa es más común entre los institutos de estadística y consiste en la utilización de técnicas de emparejamiento o *matching*, las cuales permiten seleccionar un grupo de observaciones semejantes a aquella con problemas y computar un promedio ponderado, otorgando mayor peso a las observaciones más parecidas.

⁴ Esta práctica fue abandonada en 2011 al decidirse aplicar un mecanismo de imputación de ingresos faltantes por no respuesta.

⁵ En el caso argentino, ignorar los ponderadores específicos por no respuesta implicaría sobrestimar la pobreza y la desigualdad.

Una alternativa más común entre los economistas es estimar un modelo paramétrico de ingresos en la muestra de personas con respuestas válidas. Un caso sencillo es el modelo log-lineal.

$$(A.III.1) \quad \ln y_i = X_i \beta + \varepsilon_i$$

donde el log ritmo del ingreso laboral de la persona i es una función lineal de un conjunto de características observables (típicamente, edad, género, educación, experiencia laboral, área de residencia) y un error estocástico que resume el valor de los factores inobservables. La estimación de este modelo arroja un vector de parámetros estimados $\hat{\beta}$ y una distribución de errores estimados $\{\hat{\varepsilon}_j\}$, los que pueden usarse para aproximar el ingreso de una persona j que respondió sobre sus características X_j , pero no sobre su ingreso.

$$(A.III.2) \quad \ln \hat{y}_j = X_j \hat{\beta} + \hat{\varepsilon}_j$$

El término $\hat{\varepsilon}_j$ debe tomarse aleatoriamente de la distribución de errores, idealmente condicional a las características X . Una posibilidad sugerida en Rubin (19) y seguida por Székely y Hilgert (19) en el caso latinoamericano es ordenar a las observaciones de acuerdo al ingreso per cápita, incluyendo a los que no respondieron y calcular el término de error de estos promediando el residuo de las observaciones cercanas.

El problema con ambos métodos es que los ingresos dependen de muchos factores que la encuesta no releva (por ejemplo, calidad de la educación, talento innato, grado de responsabilidad, etc), con lo cual la calidad del *matching* y el poder predictivo de los modelos paramétricos son muy bajos y, por ende, estos mecanismos de ajuste pierden precisión y utilidad.

El problema de la no-respuesta total está menos explorado en la literatura. Un procedimiento usual aplicado por los institutos de estadística consiste en responder las observaciones, aumentando el factor de expansión de aquellos hogares en el estrato o radio censal del hogar que rechaza al encuestador.

Korinek, Mistiaen y Ravallion (20) hacen un desarrollo analítico interesante de la no-respuesta que reproducimos acá.⁶ Sea $F(y)$ la verdadera función de distribución acumulada del ingreso cuya función de densidad es $f(y)$, para todo $y_p \leq y \leq y_R$, donde y_p e y_R representan el ingreso del individuo más pobre y más rico, respectivamente. Denotemos con $G(y)$ a la distribución empírica proveniente de una muestra de la población, siendo $g(y)$ su función de densidad. Dado que el ingreso es una variable continua, la manera formal de corregir la distribución muestral es mediante la integración de la densidad $g(y)$ multiplicada por sus respectivos ponderadores $w(y)$

⁶ Ver también Mistiaen y Ravallion (20) y Eaton (20).

$$(A.III.3) \quad F(y) = \int_{y_p}^y w(y)g(y)dy$$

de donde se deduce que el valor esperado (muestral) de $w(y)$ es la unidad. Es posible resolver la integral de (A.III.3) por partes:

$$(A.III.4) \quad F(y) = w(y)G(y) - \int_{y_p}^{y_R} G(y)w'(y)dy$$

Restando en ambos miembros $G(y)$, obtenemos la siguiente ecuación para la diferencia entre la densidad de la población y la densidad empírica, que definimos como $H(y)$

$$(A.III.5) \quad H(y) \equiv F(y) - G(y) = [w(y) - 1]G(y) - \int_{y_p}^{y_R} G(y)w'(y)dy$$

Una forma de estudiar el comportamiento de $H(y)$ es a través de su primera derivada:

$$(A.III.6) \quad H'(y) = w'(y)G(y) + [w(y) - 1]g(y) - G(y)w'(y) = [w(y) - 1]g(y)$$

Supongamos que la tasa de participación cae en forma monótona según el nivel de ingreso.⁷ Bajo este supuesto, la estructura de rendimientos es creciente en el ingreso, es decir $w'(y) > 0$. Sea y^* aquel ingreso tal que $w(y^*) = 1$. Dado que $w(y)$ es monótona creciente, se cumple que $w(y) < 1$ para todo $y < y^*$, mientras que $w(y) > 1$ para todo $y > y^*$. Por lo tanto, para valores de ingreso tales que $y_p \leq y \leq y^*$ es evidente que el signo de $H(y)$ es negativo. La posibilidad de que ocurra lo opuesto en el tramo de ingresos mayores a y^* puede descartarse notando que $H(y)$ es creciente ($H'(y) > 0$) para todo ingreso perteneciente al rango $y^* \leq y \leq y_R$ y además que $H(y_R) = 0$. Por lo tanto, no puede suceder que $H(y) > 0$ por que esto contradice que $H'(y) > 0$ o bien que $H(y_R) = 0$. En conclusión, la distribución empírica siempre sobrestima a la verdadera distribución del ingreso, en el sentido de que la proporción de personas por debajo de cualquier umbral de ingresos estará sobrestimada si no se corrige por $w(y)$.

Una función de densidad útil para ejemplificar los conceptos revisados en esta sección es la función de distribución $Beta(\alpha, \beta)$, donde la expresión genérica para $f(y)$ es:

$$(A.III.7) \quad f(y) = \frac{(\alpha + \beta - 1)!}{(\alpha - 1)!(\beta - 1)!} y^{\alpha-1} (1 - y)^{\beta-1} \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

⁷ Korinek et al. (20) también analizan el caso en el que la tasa de participación tiene forma de U invertida.

donde α y β son dos parámetros cuyos valores son números enteros. Supongamos, sin pérdida de generalidad, que $y_p=0$ mientras $y_r=1$, y que la función de densidad de la población está dada por una $Beta(2, 2)$

$$(A.III.8) \quad f(y) = 6y(1 - y) \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

Luego,

$$(A.III.9) \quad F(y) = 3y^2 - 2y^3 \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

Asumamos también que luego de realizar la encuesta, la densidad empírica resultó tener una forma aproximadamente $Beta(2, 3)$

$$(A.III.10) \quad g(y) = 12y(1 - y)^2 \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

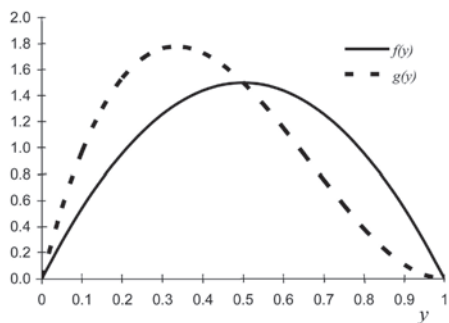
Luego,

$$(A.III.11) \quad G(y) = 6y^2 - 8y^3 + 3y^4 \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

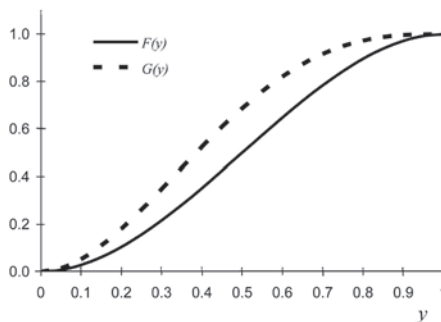
La figura A.III.2 ilustra las formas de estas funciones. Como se observa en el primer panel, la densidad empírica acumula más masa en la parte izquierda de la distribución y, por lo tanto, el área debajo de la curva (que coincide con la distribución acumulada) es siempre mayor para la distribución empírica (tal como se muestra en el segundo panel).

Figura A.III.2
Distribuciones reales y empíricas
Caso de $w(y)$ creciente

(a) densidad



(b) distribución acumulada



Se puede demostrar que con unos ponderadores con la siguiente forma:

$$(A.III.12) \quad w(y) = \frac{f(y)}{g(y)} = \frac{6y(1-y)}{12y(1-y)^2} = \frac{1}{2(1-y)} \quad \text{para todo } 0 \leq y \leq 1$$

se corrige la densidad empírica para recuperar la distribución real de los datos. Nótese que $w(y)$ es una función estrictamente creciente puesto que al derivar la expresión se obtiene: $w'(y) = 1/[2(1-y)^2] > 0$.

A.III.4. Errores de medición y subdeclaración

Las respuestas individuales de ingreso o consumo a una encuesta de hogares difícilmente sean exactas. Las personas encargadas de contestar suelen olvidarse de reportar algún ítem, o omiten o de otro integrante del hogar, no recuerdan con precisión el monto de alguna entrada de dinero o de algún gasto, o deliberadamente omiten o falsean información. Los errores de medición resultantes tienen consecuencias sobre las mediciones distributivas. Supongamos el caso más inocuo en teoría en el que hay un error de medición independiente con media cero, por lo que

$$(A.III.13) \quad y^r = y + \varepsilon$$

donde y^r es el ingreso reportado, y es el ingreso real (inobservable para el analista) y ε un error estocástico independiente con media cero. Es claro que la media del ingreso reportado con error es un estimador insesgado de la media del ingreso real, pero eso no ocurre con los estimadores de dispersión y desigualdad. Por ejemplo, en términos de varianzas

$$(A.III.14) \quad V(y^r) = V(y) + V(\varepsilon) > V(y)$$

La dispersión del ingreso reportado con error es superior a la dispersión del ingreso real. El error de medición introduce una fuente adicional de desigualdad entre los ingresos de las personas. Los errores aleatorios también pueden afectar las estimaciones de pobreza. Ravallion (1988) muestra que la estimación de pobreza será superior a la real si el umbral z está por encima del modo de la distribución.

El cuadro AI II6 muestra un conjunto de indicadores de pobreza y desigualdad computedos alternativamente sobre (i) la distribución del ingreso observada en El Salvador y_1 y (ii) la distribución simulada $y_2 = y_1(\varepsilon - \theta)$ con ε tomado aleatoriamente de una distribución uniforme entre 0 y 1. Este es un caso en el que el error entra de manera multiplicativa (proporcional al ingreso) y no aditiva. Tanto la pobreza como la desigualdad aumentan al incorporar un error, con independencia del indicador utilizado.

Cuadro A.III.6
Indicadores de pobreza y desigualdad
Datos originales y con un error multiplicativo
El Salvador, 2005

Indicador	y1	y2
Pobreza		
FGT(0)	27.1	29.5
FGT(1)	12.6	14.1
FGT(2)	8.4	9.4
Desigualdad		
Q5 / Q1	16.3	18.9
Gini	0.497	0.519
A(1)	0.389	0.417
A(2)	0.741	0.767
Theil	0.468	0.517

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de EHPM.

Subdeclaración

Hasta ahora analizamos errores de medición que dejan invariante la media. La evidencia, sin embargo, sugiere convincentemente que en la realidad este no es el caso: en general las personas tienden a subdeclarar sus niveles de consumo e ingreso en las encuestas de hogares. El ingreso y consumo nacional derivados de las encuestas son generalmente inferiores a los estimados por Cuentas Nacionales (CN), los niveles salariales reportados en las encuestas suelen ser menores a los de los registros administrativos, y los montos captados de ingresos de capital suelen ser irrisorios.

La subdeclaración responde a dos razones principales: dificultades de las encuestas en abarcar todas las fuentes de ingresos con precisión, y conductas deliberadas de ocultamiento de ingresos por parte de los entrevistados. Nótese que el problema de la subdeclaración en principio es más difícil de abordar que el de la no respuesta, y que en este último caso conocemos con certeza quién se negó a declarar y, en consecuencia, podemos restringir el problema a esas observaciones, mientras que en el caso de la subdeclaración solo tenemos sospechas generalizadas, sin poder identificar a los “culpables”.

La inconsistencia con Cuentas Nacionales (CN) genera incomodidades que han llevado a organismos internacionales y gobiernos a ajustar los ingresos o consumos de las encuestas de forma proporcional para matchar algún agregado proveniente de las CN, típicamente el gasto en consumo privado, el ingreso disponible o el PIB per cápita (Ahumada *et al.*, 1999; Psacharopoulos *et al.*, 1993; Ravallion y Chen, 1997; Londoño y Székely, 2000; Sala-i-Martin, 2006). Este ajuste no modifica las estimaciones de desigualdad, ya que todos los ingresos o consumos se multiplican por un mismo coeficiente, pero altera las estimaciones de pobreza, reduciéndolas. Lo que resulta más preocupante es que ocasionalmente el ajuste modifica los

protones de cambio en las estimaciones de pobreza, dado que los cambios temporales de los agregados macroeconómicos no coinciden con los obtenidos de las encuestas de hogares, y en algunos casos se contradicen manifiestamente.⁸

Para muchos investigadores el ajuste por CN no es apropiado, dado que la confiabilidad de este sistema de cuentas no es necesariamente mayor que la de las encuestas de hogares. Deaton (2000) argumenta a favor del método de la pobreza solo con datos de encuestas de hogares, dado que el ajuste para medir CN “*tiene a sobrestimar la reducción de la pobreza en el tiempo y exagera la diferencia de pobreza en regiones*”. Las estimaciones de pobreza en los World Development Indicators del Banco Mundial han dejado de incluir el ajuste por Cuentas Nacionales desde 2003, lo cual es consistente con la tendencia a nivel mundial de trabajar con los datos de las encuestas, sin practicar ajustes agregados.

La subdeclaración no solo introduce un problema en el nivel promedio de la variable a medir. Se estima que la intensidad de la subdeclaración está correlacionada con el ingreso, lo cual puede terminar afectando nuestra evaluación de toda la distribución, en particular, del nivel de desigualdad. Existen varios posibles ajustes para tener en cuenta el problema de la subdeclaración heterogénea (ver sección 67 del capítulo 6). El procedimiento más usual es la corrección por subdeclaración diferencial por fuentes de ingreso. Este ajuste surge de comparar el total del ingreso por cada fuente de Cuentas Nacionales con un agregado similar calculado con datos de la encuesta. De esta comparación surgen coeficientes de subdeclaración diferenciales por fuente, los que se aplican a los ingresos individuales.⁹ Ajustes simples de esta naturaleza necesariamente están sujetos a críticas. Por ejemplo, la subdeclaración en una fuente puede no ser uniforme como el ajuste asume. Supóngase que algunas personas pobres tienen algunos escasos ingresos de capital que declaran correctamente, mientras que los individuos ricos subestiman fuertemente ese tipo de ingresos. Al practicar un ajuste homogéneo los ingresos de los pobres con alguna entrada de capital se multiplican exageradamente, pudiendo desplazarlos artificialmente fuera de la pobreza.

En América Latina CEPAL tradicionalmente ha aplicado un ajuste de este tipo (Altimir, 1987, CEPAL, 1995). El procedimiento comprende cinco etapas (i) crear una cuenta de hogares en las CN, (ii) imputar ingresos cero y no reportados en la encuesta, (iii) agrupar ingresos en CN y en las encuestas en seis grupos –ingresos laborales netos de impuestos y contribuciones a la seguridad social, beneficios empresariales, pensiones y otros beneficios de la seguridad social, rentas de la propiedad, renta imputada de la vivienda propia y transferencias–, (iv) comparar el valor per cápita de cada uno de los seis agregados en CN y las

⁸ Ravallion (2000) y Deaton (2000) documentan fenómenos parecidos en otros países del mundo fuera de América Latina.

⁹ CEPAL tradicionalmente ha ajustado los ingresos para intentar aliviar el problema de la subdeclaración (Altimir, 1987; CEPAL, 1995).

encuestas de hogares para obtener un coeficiente de ajuste, y (v) multiplicar el ingreso de cada fuente de cada hogar por el correspondiente coeficiente de ajuste para obtener los ingresos ajustados, sobre cuya distribución se compt an las estadísticas sociales.¹⁰ Una variante de uso poco frecuente consiste en comparar los ingresos en CN y las encuestas de hogares por sector de actividad, obteniendo coeficientes de ajuste diferenciales, según el sector en que obtiene ingresos cada persona.¹¹

Una estrategia alternativa a las mencionadas consiste en elaborar encuestas con información tanto de ingreso como de consumo. Si la encuesta identifica casos de familias similares, en similares condiciones laborales y con similares patrones de gasto de consumo, pero con ingresos declarados diferentes, existe la presunción de subdeclaración de ingresos. Sosa Escudero y Alaimo (2000) elaboran esta idea para estimar subdeclaración de ingresos en el Gran Buenos Aires. Finalmente, otra alternativa consiste en asumir formas funcionales para las distribuciones, lo que según algunos permite aliviar el sesgo de subdeclaración en los muy pobres urbanos (Pinkovs y Sola-i-Martin, 2000).

¿Qué hacer finalmente en la práctica con los ajustes? Nuestra posición, compartida por muchos investigadores pero ciertamente debatible, es utilizar los datos en bruto, sin practicar ajustes por subdeclaración y no respetar, que requieren de un gran número de decisiones metodológicas discutibles y difíciles de documentar plenamente. Nos parece que los ajustes sí nos acercan más a la realidad, pero a la vez reducen significativamente la transparencia y replicabilidad de los resultados, generando sospechas y suspicacias en el lector o audiencia, lo cual atenta contra los objetivos buscados al compt ar y difundir estadísticas sociales.

Esto no implica abandonar la búsqueda de formas satisfactorias de ajustar ingresos y consumos. Por el contrario, los problemas de no respetar y subdeclaración constituyen problemas centrales en las mediciones distributivas y cualquier esfuerzo para aliviarlos es bienvenido. Sin embargo, mientras los remedios no estén tan desarrollados, encontramos preferibles no aplicarlos y esperar avances en el futuro. Mientras tanto, resulta recomendable realizar un análisis de robustez de los resultados. Si mostramos que la desigualdad ha caído en un país utilizando los datos en bruto y ajustando por no respetar y subdeclaración, la credibilidad de nuestros resultados aumentará significativamente.

¹⁰ La excepción a este procedimiento son los ingresos de la población, que se imputan totalmente al quintil superior de la distribución del ingreso.

¹¹ Ver Ganuza, Taylor y Morley (1998).

A. III. 5. Ceros, valores extremos y *missing*

En el trabajo habitual del analista de encuestas de hogares es común encontrarse con respuestas de ingreso cero, valores extremos y *missing* que requieren algún tratamiento especial. Esta sección trata estos tres problemas.

A.III.5I Ingreso cero

En casi todas las encuestas una fracción menor de la población, pero no siempre insignificante, declara ingresos familiares nulos. La situación es mucho menos común en el caso del gasto de consumo. El siguiente cuadro muestra la proporción de hogares con ingresos nulos en varias encuestas de América Latina. ¿Qué hacer con estas observaciones? ¿Descartarlas o incluirlas en el análisis distributivo?

Cuadro A.III.7
Proporción de hogares con ingreso familiar nulo

Países	Total	Urbano	Rural
Bolivia	0.51	0.52	0.50
Chile	0.18	0.20	0.06
Costa Rica	1.31	1.17	1.51
Ecuador	0.27	0.31	0.11
Guatemala	0.24	0.41	0.05
Honduras	1.32	0.92	1.85
México	2.82	2.77	2.97
Panamá	0.55	0.68	0.29

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2006.

La respuesta de ingresos nulos puede deberse a distintos factores: (i) los integrantes del hogar realmente no percibieron ingresos durante el período de referencia, (ii) percibieron solo algunos ingresos no captados por la encuesta (por ejemplo, ingresos no monetarios) u (iii) ocultaron deliberadamente ingresos. Las últimas dos razones implican un problema de subdeclaración. La primera razón, en cambio, está relacionada con el problema de la alta volatilidad del ingreso. Naturalmente, un ingreso cero no es sustentable en el tiempo, por lo que, aunque real, no puede ser una buena aproximación al nivel de vida efectivo de los integrantes de la familia. Aun con todos sus miembros desempleados, no pueden pasar muchos meses en los que la familia no obtenga ingresos, al menos de la caridad, transferencias estatales, liquidación de activos u otros medios.

Los ingresos cero son entonces un caso de subdeclaración o de falla de la variable ingreso en representar el nivel de vida. Las alternativas en principio son o bien estimar los verdaderos ingresos familiares a partir de los métodos mencionados arriba, o bien desechar directamente esas observaciones. Una posibilidad alternativa es incluir los ingresos nulos en los cálculos

de pobreza, bajo el supuesto de que se trata de familias de ingresos bajos, aunque no nulos, y que ignorarlos implicaría un sesgo al subestimar la magnitud de la pobreza.¹²

Uno de los objetivos centrales en el monitoreo de la pobreza es evaluar los padecimientos de la población a lo largo del ciclo económico. Eliminar a las familias con ingreso cero del cómputo de la pobreza llevaría, por ejemplo, a subestimar el impacto social de una crisis económica, al ignorar familias en las que sus miembros caen en situaciones de desempleo. En general, nuestra preferencia es entonces incluir a las personas que declaran ingresos nulos en los cálculos de pobreza, aunque reconocemos que los argumentos para sostener esta decisión están lejos de ser contundentes. De hecho, otros organismos e investigadores optan por la alternativa de excluir a todo hogar con ingresos nulos.

El cómputo de la desigualdad genera una dificultad adicional, ya que algunas medidas de desigualdad colapsan al tener que dividir por cero. Supongamos que el 10% de las personas declaran ingresos nulos. En ese caso, la desigualdad medida por el ratio de ingresos del decil 10 al decil 1 se vuelve infinita. Otros indicadores con ponderaciones fuertes en la cola inferior también enfrentan problemas.¹³ Dado que no existe una práctica generalizada y/o con argumentos teóricos convincentes, la recomendación es calcular la desigualdad alternativamente con y sin ceros. De cualquier forma, afortunadamente en la mayoría de los casos los principales resultados suelen ser robustos a estas decisiones metodológicas. El cuadro siguiente muestra estimaciones básicas de pobreza y desigualdad bajo las dos alternativas metodológicas

Cuadro A.III.8

Pobreza y desigualdad incluyendo o excluyendo familias con ingresos nulos

Países	Pobreza FGT(0)		Gini	
	Con ceros	Sin ceros	Con ceros	Sin ceros
Bolivia	40.0	39.8	0.584	0.583
Chile	3.3	3.2	0.519	0.518
Costa Rica	7.0	6.1	0.496	0.492
Ecuador	19.9	19.7	0.536	0.535
Guatemala	28.8	28.7	0.544	0.544
Honduras	32.3	31.6	0.557	0.553
México	14.8	13.6	0.506	0.499
Panamá	15.6	15.3	0.551	0.549

Fuente: Elaboración propia sobre la base de microdatos de encuestas de hogares, circa 2006.

La discusión precedente se aplica al caso de ingresos negativos, que pueden surgir a partir de beneficios negativos en alguna actividad económica. La declaración de ingresos negativos

¹² En un exhaustivo estudio sobre problemas metodológicos en la medición de la pobreza Székely, Lustig, Cumpa y Mejía (2004) sostienen que los ingresos cero típicamente corresponden a hogares en el extremo inferior de la distribución, aunque una fracción no insignificante también corresponde a individuos desempleados con nivel de vida permanente más alto.

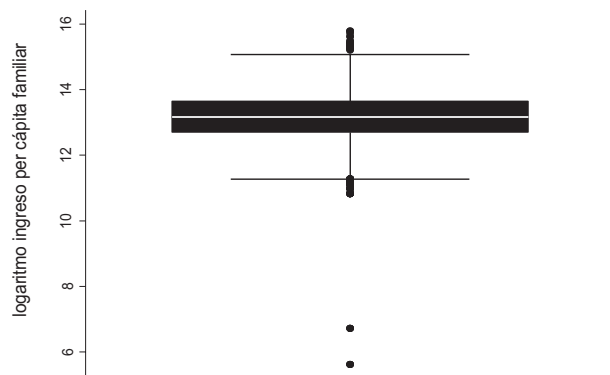
¹³ También son especialmente sensibles los indicadores de pobreza con fuerte ponderación en los más pobres.

es muy infrecuente y limitada a algunos ítems. El tratamiento usual en estos casos es descartar las observaciones o considerarlas como ingresos cero.

A.III.5. Ingresos extremos

Algunas respuestas de ingresos o consumos son claramente inconsistentes como resultado de errores de medición o incorrecta declaración. Algunos Institutos Nacionales de Estadística identifican las respuestas inconsistentes en las bases de datos mediante algún código especial. Es siempre recomendable analizar las colas de la distribución del ingreso y el consumo para chequear la presencia de valores extremos (*outliers*) que puedan deberse a errores de medición. Por ejemplo, en Paraguay 1995 el máximo ingreso reportado es 275000 dólares (a PPA) mensuales, pertenece a una persona con apenas 6 años de educación, y es considerado inverosímil por quienes han trabajado con esos datos (Székely y Hilgert, 1999). En la Encuesta Permanente de Hogares del Gran Buenos Aires (Argentina) de 1980 en una lista ascendente de ingresos se registran dos familias con montos de \$250 y \$500, mientras que las familias inmediatamente siguientes tienen ingresos de \$50000, siendo la media de toda la encuesta \$615228. La siguiente figura ilustra la distribución del logaritmo del ingreso per cápita con un *box plot* (ver capítulo 2). Las dos observaciones inferiores aparecen como claros *outliers*, siendo probable que se trate de errores de medición. La recomendación entonces es eliminar los *outliers* y observaciones inconsistentes, aunque con prudencia, aceptando los datos originales en caso de duda.

Figura A.III.3
Distribución del logaritmo del ingreso per cápita familiar
Gran Buenos Aires, 1980



Fuente: Elaboración propia sobre la base de datos de la EPH.

A.III.5M missing

Los valores faltantes o *missing* son el reflejo de dos situaciones diferentes: (i) no respuesta, o (ii) una pregunta que no se aplica al encuestado (por ejemplo, estado civil en los niños). En términos prácticos, estos casos aparecen codificados como valores vacíos (típicamente para el caso de variables alfanuméricas) o con un punto, o una sucesión de nueves (por ejemplo, “999”). Como se explicó anteriormente, en el caso de originarse en una no respuesta las observaciones faltantes pueden excluirse de los cálculos o imputarse. En el caso en que el *missing* sea el resultado de una pregunta que no se aplica al entrevistado las observaciones son simplemente excluidas de los cálculos.

A.III.6. Los ajustes de precios

Las encuestas de hogares proveen datos sobre los ingresos o consumos *nominales* en la moneda local de cada país. Si la estructura de la canasta de consumo fuera semejante entre hogares y los precios de los bienes y servicios no variaran en el tiempo ni en el espacio, esa es toda la información que necesitaríamos para un análisis distributivo dentro de un país. Sin embargo, ninguno de esos supuestos se corresponde con la realidad, lo cual complica el análisis distributivo exigiendo el ajuste de las variables nominales para tener en cuenta diferencias de precios.

La literatura distributiva ha subrayado la relevancia de ajustar los ingresos nominales de cada hogar por índices que tengan en cuenta las canastas efectivamente consumidas y los precios relevantes que el hogar enfrenta. En teoría, un índice ideal es aquel que compara (i) el gasto necesario para acceder a un nivel de utilidad u con los precios que efectivamente enfrenta el hogar, con (ii) el gasto necesario si el hogar enfrentara los precios de alguna otra canasta base de comparación. Formalmente,

$$(A.III.15) \quad I_{h,t} = \frac{e(p_t^h, u)}{e(p_0, u)}$$

donde p_t^k es el vector de precios que enfrenta h en el momento t y p_0 el vector de precios base. La estimación de (A.III.15) enfrenta considerables problemas metodológicos, por lo cual lo usual es ajustar por índices con menor demanda informativa.

Supongamos que queremos deflactar los ingresos nominales de cada hogar h para tener en cuenta los cambios de precios entre un momento inicial 0 y el momento actual t . El índice más utilizado es el de Laspeyres que compara p_t^k con p_0^k , usando como ponderadores las cantidades consumidas inicialmente q_0^k :

$$(A.III.16) \quad I_{h,t}^L = \frac{p_t^h q_0^h}{p_0^h q_0^h}$$

Una alternativa es deflactar por un índice Paasche que pondera por el patrón de consumo actual de h

$$(A.III.17) \quad I_{h,t}^P = \frac{p_t^h q_t^h}{p_0^h q_t^h}$$

Mientras que el enfoque de la utilidad monetaria aconseja un índice Paasche, el de los cocientes de bienestar recomienda un índice Laspeyres (ver capítulo 3).¹⁴ Nótese que el índice Laspeyres sobrestima el cambio en el costo de vida dado que fija la canasta base de comparación en el momento inicial, por lo que ignora toda posibilidad de sustitución hacia bienes que se han hecho relativamente más baratos. Por el contrario, el índice Paasche subestima el cambio en el costo de vida al fijar la canasta en el período final y asumir sustitución plena.¹⁵

Los índices expresados en las ecuaciones anteriores requieren información de los precios efectivos enfrentados por cada hogar h , lo cual resulta muy complejo de calcular. De hecho, en la práctica en ocasiones el análisis se ubica en el otro extremo al deflactar los ingresos de cada hogar directamente por un índice nacional de precios tipo Laspeyres, ignorando toda diferencia de precios y canastas entre familias

$$(A.III.18) \quad I_{hr,t}^L = \frac{p_t q_0}{p_0 q_0}$$

donde p_t es el vector de precios representativo a nivel nacional. El típico índice de precios al consumidor (IPC) que suele usarse para deflactar las variables monetarias de las encuestas de hogares sigue esta metodología. Nótese que si solo contamos con información del IPC, el cómputo de la desigualdad relativa no requiere deflactar los ingresos nominales de los hogares. Como se discute en el capítulo 6, los índices de desigualdad relativa son invariantes a la escala: importan solo los cocientes de ingresos, que no son afectados por el procedimiento de deflactar por un único índice de precios. Por su parte, el análisis de la pobreza opera comparando los ingresos con un umbral o línea de pobreza. En la práctica hay dos opciones: una es dejar la línea fija en un valor y ajustar los ingresos por los cambios en los precios deflactando por un índice como el IPC, y la segunda es trabajar con los ingresos nominales

¹⁴ Otra posibilidad es el índice de Fisher, calculado como un promedio geométrico de los índices Paasche y Laspeyres.

¹⁵ Los mismos sesgos aparecen al usar estos índices para comparaciones entre regiones geográficas (Laspeyres sobrestima el costo de vida de regiones con precios más altos y Paasche lo subestima). Ver Deaton y Heston (2000) para un estudio de estos problemas en la comparación entre países.

y ajustar la línea de pobreza para tener en cuenta cambios en el poder adquisitivo producto de la inflación.¹⁶

Existen varios sesgos típicos asociados al ajuste por IPC. El sesgo por sustitución surge de usar una canasta fija e ignorar las sustituciones por productos más baratos a medida que los precios relativos cambian; el sesgo de comercialización aparece por ignorar la sustitución hacia lugares de comercialización más económicos (tiendas de descuento, ferias, etc.), el sesgo de calidad proviene de desconocer cambios en las calidades de los productos en el mercado, y finalmente un sesgo por ignorar (o demorarse en incorporar) nuevos productos.¹⁷ Adicionalmente, aparecen los sesgos sobre las estimaciones distributivas producto de ignorar las heterogeneidades de canastas y precios entre hogares.

Existen dos tipos de ajustes que buscan captar la heterogeneidad ignorada al deflactar por el IPC sin las demandas informativas de calcular índices de precios para cada hogar: los precios regionales y los índices de precios por estratos de ingreso/consumo. Así, por ejemplo, para todo hogar h perteneciente al grupo g (puede ser un área geográfica o un estrato socioeconómico) se usarían los índices

$$(A.III.19) \quad I_{hr,t}^L = \frac{P_t^g q_0^g}{P_0^g q_0^g} \quad \text{ó} \quad I_{hr,t}^P = \frac{P_t^g q_t^g}{P_0^g q_t^g}$$

Todos los países latinoamericanos cuentan con algún estudio de precios regionales, que aplican a los cálculos de pobreza. Sin embargo, estos estudios son usualmente muy generales y solo captan diferencias de precios a niveles de grandes regiones, ignorando las diferencias que se producen incluso entre barrios de una misma ciudad. Por otra parte, los estudios de precios regionales difieren sustancialmente entre países. Mientras que en Argentina se distinguen solo 6 regiones con pocas diferencias de precios, la estructura de precios regionales en Perú es mucho más detallada, llegando al nivel departamental. El mayor grado de precisión en la información hace posibles mayores diferencias de precios, al evitar promediar áreas dentro de una misma región. El coeficiente de variación de los índices de precios regionales es 0.57 en Argentina y 0.89 en Perú, lo cual se debe en parte a diferencias en el nivel de desagregación.

Otra posibilidad para introducir heterogeneidad en los ajustes es utilizar índices específicos por estratos socioeconómicos. Las personas en diferentes estratos suelen consumir canastas de bienes diferentes.¹⁸ Por ejemplo, la participación de los alimentos en la canasta de consumo de los pobres es relativamente alta (Ley de Engel). Si el precio de los alimentos

¹⁶ Lo usual es deflactar la línea de pobreza ex rema por un índice de precios que incluya solo alimentos.

¹⁷ Ver Boskin *et al.* (1996) para una extensa discusión de los sesgos del IPC.

¹⁸ Las diferencias no se agt an en la composición de la canasta, sino que se extienden a diferencias en las calidades de los bienes consumidos y en los lugares de compra.

aumenta más en relación a otros bienes, pero deflactamos todos los ingresos por un mismo IPC general, se generarán sesgos sobre las estimaciones de los cambios en la pobreza y la desigualdad.

El IPC usual es, por construcción, un promedio ponderado de los índices Laspeyres relevantes para cada familia en función de su canasta de consumo, donde los ponderadores son proporcionales al gasto total de cada familia. De este modo, el patrón de consumo de las familias más ricas, con un gasto mayor, tiene un mayor impacto sobre la determinación del IPC general. Prais (1959) propone como alternativa un índice *democrático* que se construye como un promedio simple de los índices relevantes para cada familia. La diferencia entre las inflaciones calculadas con ambos indicadores es el llamado sesgo *plutocrático* del IPC. En la práctica los estudios distributivos rara vez corrigen por este sesgo.¹⁹

Goñi, López y Servén (2008) estiman canastas de consumo por centiles y encuentran que las tasas de inflación aplicables a las canastas de consumo de los pobres han sido inferiores al promedio. Los autores estiman que en promedio para América Latina la brecha entre el IPC general y el del quintil inferior creció 1% cada tres años, lo que llevaría a una significativa sobrestimación del aumento de la pobreza y la desigualdad (o a una subestimación de su descenso). Este resultado se mantiene cuando se ajusta por cambios en calidad y efectos sustitución. En un detallado estudio Broda y Weinstein (2008) encuentran resultados semejantes en Estados Unidos. Glüzmann y Sturzenegger (2009) también reportan una sobrestimación del aumento de la pobreza y la desigualdad en Argentina utilizando un método de ajuste alternativo al IPC basado en el supuesto de estabilidad de la curva de Engel. Este enfoque determina cuánto debe ajustarse el ingreso para que el patrón de gasto asociado al ingreso ajustado permanezca constante en el tiempo.

¹⁹ Ver Lódola, Busso y Cerimedo (2000) para un ejemplo de corrección en un país latinoamericano.

Apéndice: En la práctica

Nº respuesta

El código a continuación se utilizó para elaborar las estadísticas que comparan algunas variables para individuos con respuestas positivas e incompletas. En las líneas 3 y 4 se genera la variable `ipcf01` que identifica a quienes tienen (`ipcf01=1`) y no tienen (`ipcf01=0`) asignado un valor para el ingreso per cápita familiar. Las tablas que se muestran en las líneas 6 y 7 muestran la cantidad de observaciones en cada categoría para el total de la muestra y solo para los jefes de hogar, respectivamente. Por último, en las líneas 8-9 se realiza un tabulado de la variable `ipcf01` para los jefes de hogar mostrando, para cada categoría, el número promedio de años de educación, la proporción de ocupados, el número de hijos promedio, y la proporción de jefes de hogar con acceso a agua y saneamiento.

```
1 * apendice3-perfil-no-respuesta.do
2
3 gen ipcf01 = 0
4 replace ipcf01 = 1 if ipcf>=0 & ipcf!=.
5
6 tabulate ipcf01
7 tabulate ipcf01 if jefe==1
8 table ipcf01 if jefe==1, ///
9 c(mean aedu mean ocupado mean nro_hijos mean agua mean cloacas) row
```

El código siguiente permite replicar los resultados presentados en el cuadro AI II5 del texto, sobre utilización de diferentes ponderadores en la EPH de Argentina para el año 2006. Las líneas 3-16 generan la variable `quintil` utilizando un código similar al presentado en el capítulo 3. Luego, la línea 18 muestra los ponderadores promedio por quintil de `ipcf`. Las opciones `mean pondera` y `mean pondih` se refieren a los ponderadores generales y corregidos por respuesta, respectivamente.

```
1 * apendice3-no-respuesta-arg.do
2
3 * ordenar por ipcf
4 sort ipcf, stable
5
6 * computar porcentaje acumulado población
7 gen shrpop = sum(pondera) if ipcf>0
8 replace shrpop = shrpop/shrpop[_N]
9
10 * identificar quintiles de ipcf
11 gen quintil = .
12 replace quintil = 1 if shrpop <= 0.2
13 replace quintil = 2 if shrpop > 0.2 & shrpop <= 0.4
14 replace quintil = 3 if shrpop > 0.4 & shrpop <= 0.6
15 replace quintil = 4 if shrpop > 0.6 & shrpop <= 0.8
16 replace quintil = 5 if shrpop > 0.8 & shrpop <= 1
17
18 table quintil [w=pondera], c(mean pondera mean pondih)
```

Imputación de ingresos

En este apartado se muestra cómo pueden imputarse los ingresos laborales de aquellos individuos que habiendo declarado estar ocupados no reportan ingreso laboral (variable `ila = .`) (ver línea 4). Las líneas 6-10 generan dos de las variables que se emplean en la regresión de ingresos, el logaritmo natural del ingreso laboral y la edad al cuadrado. El modelo paramétrico de ingresos se estima por mínimos cuadrados ordinarios en la línea 13. Las variables `pric`, `seci`, `secc`, `supi` y `supc` son variables binarias que indican primaria completa, secundaria incompleta, secundaria completa, superior incompleta y superior completa, respectivamente; la categoría omitida en la regresión es primaria incompleta. También se incluyen como variables explicativas `hombre`, `edad` y `edad2`. La línea 15 genera la variable `mincer` que indica cuáles son las observaciones que se utilizaron en la regresión. En términos más generales, la función `e(sample)` vale 1 para las observaciones que formaron parte de la estimación econométrica realizada. El comando `predict` de la línea 18 genera la variable `lilahat` con la predicción lineal del logaritmo natural del ingreso, para los individuos que tienen información en todas las variables explicativas de la regresión de ingresos laborales. En la línea 21 se vuelve a utilizar el comando `predict` pero con la opción `residuals` para generar la variable `residuos` con los residuos de la regresión, igual a la diferencia entre `lila` y `lilahat`. En las líneas 22-24 se crea la macro local `sigma` que contiene el desvío estándar de los residuos de la regresión. Luego, se agrega a la predicción lineal de los ingresos laborales obtenida más arriba un residuo distribuido normalmente con media cero y desvío estándar igual a `sigma` (ver línea 27). Así, se evita asignar el mismo ingreso a dos individuos con características observables iguales, lo que reduciría artificialmente la desigualdad entre individuos con ingresos imputados. Las líneas 29-32 generan el ingreso laboral corregido con imputaciones, igual al ingreso laboral observado para los individuos con respuestas consistentes, e igual a `lilahat` para los individuos con respuestas inconsistentes. El resto del código (ver líneas 34) reconstruye el ingreso per cápita familiar a partir de los ingresos individuales corregidos por imputaciones. La forma de generar el ingreso total familiar con imputaciones asegura que (1) no se modifica el ingreso total familiar para las familias sin individuos con respuestas inconsistentes, y (2) no se eliminan los ingresos que se asignan al hogar pero no a algún miembro particular (es decir, ingresos que forman parte del `itf` pero no de `ii`). La utilización de la función `rsum` con el comando `egen` permite generar fácilmente el `itf_star` para aquellos individuos con `itf missig`.

```

1 * cap3-imputacion.do
2
3 * contar individuos inconsistentes -- ocupados con ila missing
4 count if ila==. & ocupado==1
5
6 * generar logaritmo del ingreso laboral
7 gen lila = ln(ila)
8
9 * generar edad2
10 gen edad2 = edad^2
11
12 * regresión mincer mco
13 regress lila pric seci secc supi supc edad edad2 hombre [w=pondera]
14 * mincer = 1 para las observaciones que participaron de la regresion
15 gen mincer = e(sample)
16
17 * generar predicción lineal del ingreso laboral para todas las observaciones
18 predict lillahat
19
20 * generar el residuo de la regresión que corresponde a cada observación
21 predict residuos, residuals
22 * obtener desvío estándar residuos de la regresión
23 summarize residuos [w=pondera] if mincer==1
24 local sigma = r(sd)
25
26 * agregar shock aleatorio a predicción lineal lila
27 replace lillahat = lillahat + `sigma'*invnorm(uniform())
28
29 * generar ila_star
30 gen ila_star = ila
31 * utilizar lillahat para los individuos inconsistentes
32 replace ila_star = exp(lillahat) if ila==. & ocupado==1
33
34 * generar ingreso individual con imputaciones
35 egen ii_star = rsum(ila_star inla)
36
37 * generar ingreso individual total familiar
38 by id, sort: egen iitf = sum(ii)
39
40 * generar ingreso individual total familiar con imputaciones
41 by id, sort: egen iitf_star = sum(ii_star)
42 replace iitf = -iitf
43
44 * generar ingreso total familiar con imputaciones
45 egen itf_star = rsum(itf iitf iitf_star)
46
47 * generar ingreso per capita familiar con imputaciones
48 gen ipcf_star = itf_star / miembros

```

Cabe recalcar que el ejemplo que presentamos solo considera la no declaración de ingresos laborales; puede ocurrir que, además, los encuestados no declaren otras fuentes de ingresos. Se deja como ejercicio para el lector el cómputo de medidas de desigualdad y pobreza considerando los ingresos con y sin imputaciones por no respuesta. Nótese que la tasa de pobreza puede crecer si los individuos con ingresos familiares imputados no logran alcanzar la línea de pobreza. Es decir, si el número de observaciones incluidas en el cómputo de la pobreza se incrementa.

Erró de medici3n

El bloque de c3digo a continuaci3n se utiliz3 para elaborar el cuadro AI III6 del cuerpo de este cap3tulo. La 3nica l3nea que puede presentar alguna dificultad es la 10, donde se genera la variable x2 a partir de agregar un shock aleatorio a la variable x1, que contiene el ingreso originalmente registrado en la encuesta (ver l3nea 7). La funci3n `runiform()` devuelve n3meros aleatorios distribuidos uniformemente entre 0 y 1.

```
01 * apendice3-err-medicion.do
02
03 * l3nea de pobreza
04 local lp = 365.944
05
06 * generar x1 = ipcf
07 gen x1 = ipcf
08
09 * generar x2 como x1 + error medici3n
10 gen x2 = x1 + x1 * (runiform()-0.5)
```

Se deja como ejercicio para el lector el c3lculo de los indicadores de desigualdad y pobreza para las variables x1 y x2.

APÉNDICE IV

MÉTODOS ECONOMÉTRICOS PARA EL ANÁLISIS DISTRIBUTIVO

A.IV.1. Introducción

A.IV.2. El modelo simple y el estimador de
mínimos cuadrados

A.IV.3. Fuentes de sesgos e imprecisiones

A.IV.4. Modelos alternativos

A.IV.5. Métodos alternativos

A.IV.1. Introducción

Este apéndice presenta una revisión breve de las estrategias econométricas utilizadas habitualmente para modelar ingresos. Se trata de modelos de regresión y algunas de sus variantes más comunes. Claramente, existen excelentes textos de econometría y no es nuestra intención resumir o reemplazar el contenido de ellos, sino aislar algunos resultados útiles para los objetivos de este texto. Wooldridge (2009) es un muy buen texto introductorio y Wooldridge (2010) es una recomendable referencia a nivel de posgrado. Parte de esta reseña se basa en Sosa Escudero (2008).

A.IV.2. El modelo simple y el estimador de mínimos cuadrados

El modelo simple

Nuestro punto de partida es un modelo muy simplificado en donde la variable explicada y es el ingreso de una persona, y la variable explicativa x es su educación medida en años de escolarización. Comenzaremos suponiendo que dichas variables se encuentran relacionadas de la siguiente forma

$$(A.IV.1) \quad y = \beta_1 + \beta_2 x + u$$

donde β_1 y β_2 son coeficientes no conocidos. Supondremos que y y x son variables aleatorias cuyas realizaciones son observables (*i.e.*, disponemos de datos de ingreso y educación para N personas) y que u es una variable aleatoria no observable.

Es importante resaltar el rol de u en estos modelos; u representa a todos los factores no observados que impactan en el ingreso y que no son la educación. De alguna manera, u es una medida de nuestra ignorancia en lo que respecta a la determinación de los ingresos. Claramente, en esta representación simplificada es muy posible que u contenga mucha información. Por ejemplo, el género o la inteligencia de una persona son factores determinantes de su ingreso, que al no ser tenidos en cuenta explícitamente, quedan relegados a este “término de error” (como habitualmente se lo denomina) representado por u .

El parámetro β_2 contiene información económica muy importante. Si x fuese completamente independiente de u , β_2 mide en cuánto cambia la posición de la variable aleatoria y ante alteraciones marginales en x . Por ejemplo, si β_2 fuese igual a 100, el ingreso estuviese medido en pesos y la educación en años, entonces, un año adicional de educación aumenta los ingresos en 100 pesos.

El supuesto de que x y u son independientes es crucial para esta interpretación causal del efecto de x sobre y . Se trata, sin embargo, de un supuesto fuerte, por el que los movimientos en x y u no interactúan entre sí, de modo que es posible aislarlos. Es decir, consiste en creer que tiene sentido práctico pensar que es posible “mover x y dejar u constante”. Saltamos inmediatamente al otro extremo, en donde u es una función determinística de x . En este caso, resulta imposible aislar los movimientos de x de los de u ya que, trivialmente, no es factible alterar x y dejar a u quieto. El *grado de exogeneidad* de x dependerá del tipo de relación que guarda con u .

El análisis se complica si permitimos que x e y sean variables aleatorias. Sin adentrarnos en detalles, β_2 contiene información acerca de cómo alteraciones en la variable aleatoria x impactan sobre la variable aleatoria y . Por ejemplo, en el caso de completa independencia entre x y u , un corrimiento a la derecha de un año en la distribución de años de educación implica un desplazamiento a la derecha de 100 pesos en toda la distribución del ingreso, *ceteris paribus* (dejando inalterado a u).

Esta discusión conduce a la necesidad de implementar algunas simplificaciones operativas en nuestro modelo, que pasan por (i) concentrar el análisis en los efectos que x tiene sobre alguna característica de la distribución de y , (ii) adoptar algún supuesto de exogeneidad simple y no tan restrictivo como el de independencia completa entre u y x .

Un supuesto sencillo consiste en asumir que el valor esperado de u es nulo, condicional en x ($E(u|x)=0$). Este supuesto introduce una forma conveniente de independencia entre x y u . Intuitivamente, dice que en promedio u permanecerá constante e igual a cero para cualquier valor que tome x ; es decir, los movimientos en x no alteran el valor que en promedio se espera que tome u (y que son normalizados a cero, aunque realmente no importa que sea cero sino una constante).

El supuesto $E(u|x)=0$ es crucial y amerita una discusión detallada. En primer lugar, es más débil que el de completa independencia. Así y todo, alcanza para obtener algunas conclusiones simples. En particular, es fácil deducir que el mismo implica

$$(A.IV. 2) \quad E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x$$

de modo que

$$(A.IV. 3) \quad \beta_2 = \frac{\partial E(y|x)}{\partial x}$$

O sea, β_2 mide el efecto causal que tiene x sobre el valor esperado de y . A fin de resaltar la importancia del supuesto $E(u|x)=0$, consideremos el caso en donde $E(u|x)=2x$, o sea el valor esperado de u depende de x explícitamente. En este caso extremo,

$$(A.IV. 4) \quad E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x + 2x$$

de modo que

$$(A.IV. 5) \quad \frac{\partial E(y|x)}{\partial x} = \beta_2 + 2$$

por lo que β_2 subestima el efecto causal de x sobre y . Lo que sucede en este caso es que los movimientos en x impactan directamente sobre y , y también indirectamente a través de u . No es difícil pensar en ejemplos que obedezcan a este patrón. Consideremos hipotéticamente la posibilidad de que cierta habilidad no observable (relegada a pertenecer a u) depende también del nivel de educación. Entonces, las alteraciones en esta variable tienen un doble impacto, directo a través de la educación en sí misma, e indirecto a través de esta habilidad, que por omisión se encuentra absorbida en el término de error.

Consecuentemente, el supuesto $E(u|x)=0$ implica pensar seriamente si los factores no incluidos en el modelo se relacionan con aquellos que sí son incluidos en el mismo. No es obvio que esta sea una discusión estrictamente econométrica, ya que se relaciona con aquello que el investigador cree (o sabe) que determina los ingresos, y con su decisión de incluir ciertos factores específicamente en el modelo e ignorar otros.

Una forma alternativa de pensar en este problema es la siguiente. El grueso de los textos básicos de econometría miran al modelo $y = \beta_1 + \beta_2 x + u$ como un modelo de dos variables, cuando a la luz de esta discusión, quizás es preferible verlo como un modelo de múltiples variables explicativas, en donde una de ellas es observable (x) y todas las otras son relegadas a formar parte del término de error u . Desde esta perspectiva, agregar variables al modelo es un ejercicio idéntico a sacarlas del término de error e incorporarlas a la parte observable del modelo. Entonces, el supuesto $E(u|x)=0$ conlleva a pensar seriamente en la forma en que lo observable interactúa con lo no observable del modelo. En lo que resta de esta sección supondremos que $E(u|x)=0$; más adelante discutiremos las consecuencias de relajar este supuesto.

El método de mínimos cuadrados

Una consecuencia importante del supuesto $E(u|x)=0$ es que el método de cuadrados mínimos (MCO, por mínimos cuadrados ordinarios) provee una estimación “aceptable” de los parámetros desconocidos, siempre y cuando se disponga de una muestra (y_i, x_i) , $i=1, 2, \dots, N$, y que los valores de x no sean todos iguales.

El estimador MCO se obtiene usualmente como solución al siguiente problema de optimización. Definamos $\hat{y} \equiv b_1 + b_2 x$ y $e \equiv y - \hat{y}$ donde \hat{y} es una suerte de estimación de

y, en donde b_1 y b_2 son estimadores de los coeficientes desconocidos y e es un error de estimación, medido como la discrepancia entre y y \hat{y} . Es sencillo mostrar que b_1 y b_2 minimizan

$$(A.IV. 6) \quad \sum_{i=1}^N e_i^2$$

es decir, minimizan una versión agregada de todos los errores de estimación cometidos. El hecho de elevarlos al cuadrado se relaciona con no prestar importancia a si los mismos son por exceso o defecto.

En este momento es que debemos discutir qué significa “estimación aceptable” y cuál es el papel de $E(ulx)=0$. Claramente, dicho supuesto no juega ningún rol en la minimización de los errores al cuadrado, es decir, el hecho de que estas estimaciones minimicen una noción agregada de los errores es una propiedad definitoria del estimador, la cual no depende de que $E(ulx)=0$ sea cierto.

El supuesto $E(ulx)=0$ garantiza que además de esta propiedad definitoria (minimizar la suma de errores al cuadrado), los estimadores sean *consistentes*. La propiedad de consistencia es una propiedad muy básica: un estimador es consistente si cuando el tamaño de la muestra tiende a infinito, en el límite, el estimador tiende al verdadero valor del parámetro que pretende estimar. Dicho de otra forma, con información ilimitada el estimador nos permite aprender exactamente el valor del parámetro que nos interesa. Cualquier buen texto de econometría tiene una prueba analítica de que el estimador MCO es consistente para β_1 y β_2 , cuando $E(ulx)=0$ y cuando los valores de x no son todos iguales.

Una propiedad habitualmente mencionada es la de *insesgadez*, o sea que $E(b_2)=\beta_2$, es decir, que el valor esperado del estimador coincida con el valor desconocido β_2 , que es el objeto del ejercicio de estimación. Si bien la propiedad de insesgadez guarda alguna relación con la de consistencia, ambas son diferentes y es importante aclarar este punto. En primer lugar, a fines de garantizar que el estimador sea insesgado, es necesario suponer $E(u|X)=0$, en donde $X=x_1, x_2, \dots, x_N$. Esto es, la insesgadez requiere de un supuesto más fuerte de independencia, en comparación con el usado para consistencia, ya que requiere que el valor esperado de u sea nulo condicional en los valores de x para *todas* las observaciones. En segundo lugar, la propiedad de insesgadez no requiere llevar el tamaño de muestra a infinito, por el contrario, debe verificarse para cualquier tamaño de muestra. En tercer lugar, intuitivamente se relaciona con el “centro” de los valores que pueden surgir como resultado de la estimación. Es decir, de todos los valores que puede tomar la estimación de β_2 , bajo insesgadez el valor esperado es el verdadero. Lo importante para esta discusión es que ambas propiedades requieren algún tipo de independencia entre x y u .

La propiedad de consistencia (y la de insesgadez, con la salvedad de la discusión anterior) es una característica mínima que un estimador debería tener. Claramente, existen otras propiedades adicionales que es deseable que un estimador posea, como por ejemplo, la de varianza mínima, o la de robustez. La primera se refiere a que el mismo sea preciso, es decir que dado que es “centrado” (porque es consistente o insesgado) que además tenga poca variabilidad alrededor de este centro. La segunda se refiere a que sea poco sensible a observaciones atípicas u *outliers*. Por ejemplo, supongamos que por un error de ingreso de datos, una persona de educación baja aparece en la base de datos como ganando un millón de pesos al mes (cuando en realidad gana mil pesos). Es deseable que el método de estimación sea *robusto* (poco sensible) a estos valores atípicos.

La propiedad de varianza mínima (o eficiencia) es relativa, es decir, se refiere a la comparación con otras estrategias de estimación, en un contexto específico. A modo de ejemplo, la mayoría de los textos básicos de econometría discute el Teorema de Gauss Markov, que dice que si además de los supuestos de que los x_i no son todos iguales y de que $E(u|X)=0$, se agregan los supuestos de *homocedasticidad* (la varianza de u_i es constante) y el de *no correlación serial* (los términos de error para distintas observaciones no guardan relación lineal entre sí), entonces el estimador de mínimos cuadrados, además de insesgado, es el estimador de varianza mínima dentro de la clase de los estimadores lineales e insesgados. Posiblemente la familia de estimadores insesgados sea interesante, pero la familia de estimadores lineales e insesgados no resulta claro que lo sea. Dicho de otra forma, podrían existir estimadores lineales y sesgados que tengan varianza más pequeña que la del estimador MCO. En todo caso, en este contexto, aseverar que el estimador MCO es eficiente requiere (i) adoptar varios supuestos por sobre los necesarios para establecer consistencia y (ii) contentarse con que la clase de estimadores de referencia es la de los lineales e insesgados.

La varianza y la distribución de los estimadores

De acuerdo con la discusión anterior, el método de MCO proporciona *estimaciones puntuales* de los parámetros β_1 y β_2 ; es decir, resolviendo el problema de optimización antes mencionado, se obtienen dos números, entendidos como estimaciones de β_1 y β_2 .

Es importante pensar que tanto b_1 como b_2 son en realidad *variables aleatorias* ya que dependen de y y x , que a su vez son variables aleatorias. Las estimaciones puntuales obtenidas son, entonces, realizaciones de estas variables aleatorias para una muestra en particular. La propiedad de insesgadez, desde este punto de vista, se refiere al *centro* de estas variables aleatorias: en valor esperado deberían dar el verdadero valor de los parámetros. De esta forma, la varianza de los estimadores mide su *dispersión* o *imprecisión* y, naturalmente, es deseable que sea pequeña.

A fines de implementar tests de hipótesis simples, es necesario conocer la *distribución* de los estimadores. A modo de ejemplo, la evaluación de la hipótesis nula $\beta_2=0$ pasa por decidir si b_2 es lo suficientemente distinto de cero, en cuyo caso es preferible creer que $\beta_2 \neq 0$. Esto requiere, naturalmente, definir un conjunto de valores que es poco probable que ocurran cuando $\beta_2=0$ (son “significativamente distintos de cero”), de modo que si b_2 cae en este intervalo, es mejor nuestra hipótesis “alternativa” ($\beta_2 \neq 0$). Este objetivo requiere, claramente, conocer cómo se distribuye b_2 bajo la hipótesis nula. Existen dos alternativas. Si suponemos que dado x , u se distribuye normalmente, entonces y también es normal y, consecuentemente, b_2 será también normal, ya que es una transformación lineal de y . Este resultado (la normalidad de b_2) es independiente del tamaño de la muestra, pero descansa en suponer que u es normal. Alternativamente, bajo algunos supuestos de independencia, es posible mostrar que una transformación lineal de b_2 es *asintóticamente normal*, es decir, que cuando el tamaño de la muestra tiende a infinito, la distribución del estimador MCO (debidamente transformado) es normal. Notar que este resultado es válido solo en el límite, cuando el tamaño de la muestra crece indefinidamente. La gran ventaja de este resultado es que surge como una simple aplicación del Teorema Central del Límite, sin supuestos distributivos acerca de u .

Modelo de regresión lineal simple: el modelo lineal de mínimos cuadrados

Hasta ahora hemos supuesto que la relación subyacente entre el valor esperado de y y x es lineal, es decir, que

$$(A.IV.7) \quad E(y|x) = \beta_1 + \beta_2 x$$

Un resultado muy importante es que si la relación entre $E(y|x)$ es no lineal, es decir

$$(A.IV.8) \quad E(y|x) = g(x)$$

en donde $g(x)$ es una función no lineal arbitraria, $\beta_1 + \beta_2 x$ provee la mejor aproximación lineal a esta función $g(x)$, en el sentido que minimiza el error cuadrático medio. Es decir, cuando $E(y|x)$ es efectivamente lineal diremos que el modelo es “correcto”. En caso contrario, el modelo lineal provee una aproximación óptima al verdadero modelo no lineal.

El reconocido estadístico George Box postuló que “*todos los modelos son incorrectos, pero algunos son útiles*”. Esto sugiere que en la práctica posiblemente resulte más conveniente pensar que el verdadero modelo es efectivamente no lineal, de modo que la pregunta clave no es si el modelo es correcto o no, sino cuán inapropiada es la aproximación lineal. Dicho de otra forma, la pregunta clave en muchas situaciones prácticas se relaciona con cuán *útil* resulta un modelo lineal.

A.IV.3 Fuentes de sesgos e imprecisiones

Comentamos anteriormente que las posibles relaciones entre el término de error u y las variables explicativas x sesgan (y hacen inconsistentes) al estimador MCO. Si bien formalmente es posible mostrar que genéricamente las fuentes de sesgo tienen que ver con que exista alguna relación entre u y x , se distinguen habitualmente las siguientes situaciones que sesgan al estimador MCO.

Sesgo por omisión de variables relevantes: ya hemos aclarado que omitir variables relevantes es en realidad dejar en el término de error u variables que son relevantes para dar cuenta de y , y que si estas se relacionan con las incluidas, el estimador MCO es sesgado e inconsistente. Un ejemplo típico es el de la omisión de la inteligencia como determinante de los salarios en un análisis que incluye a la educación como regresor. La relevancia de la inteligencia como determinante directo del salario, más allá de la educación, y la probable relación entre inteligencia y educación implican que la omisión de la inteligencia en la regresión sesgue al estimador de MCO.

Sesgo por error de medición en las variables explicativas: una segunda fuente de sesgos se relaciona con que la variable explicativa se encuentre medida con error. Por ejemplo, en un modelo para el consumo posiblemente la variable explicativa tenga que ser el ingreso permanente, que no es directamente observable. El ingreso corriente (que sí es observable) puede entenderse como el ingreso permanente más un término “de error”. Entonces, regresar el consumo en el ingreso corriente conlleva un sesgo por error de medición. Es posible mostrar que este tipo de sesgo es *de atenuación*, es decir, que sesga al estimador hacia abajo en valor absoluto: hace aparecer a las variables como menos relevantes de lo que efectivamente son. Discutiremos más adelante que los errores de medición en la variable explicada no implican un sesgo.

Sesgo por simultaneidad: cuando la variable explicativa se determina en simultáneo con la variable explicada, ambas son “endógenas” y esto conduce a un sesgo en la estimación por MCO. A modo de ejemplo, consideremos un modelo de ingresos con la educación como variable explicativa. Posiblemente la educación se determine en otra ecuación, también como función del ingreso y posiblemente otras variables. Entonces, en equilibrio, el ingreso y la educación se determinan simultáneamente. Esto sesga al estimador de MCO que regresa ingresos en educación. A diferencia del sesgo por error de medición, no es simple predecir *ex ante* la dirección del sesgo.

Sesgo por selectividad: cuando la muestra disponible no es aleatoria, el estimador MCO puede ser sesgado. Más concretamente, el estimador de MCO será sesgado si el mecanismo que elige cuáles observaciones entran en la muestra se relaciona con el término de error del

modelo. Por ejemplo, si en un modelo de ingresos en función de educación se trabajase solo con datos para personas que pasan un test de inteligencia, el estimador de MCO será sesgado en la medida en que la inteligencia sea un componente del término de error. Es relevante remarcar que la selectividad basada en variables explicativas observables no sesga al estimador MCO. Por ejemplo, si en el caso anterior la muestra es restringida a personas que han terminado la escuela primaria, esta muestra truncada (basada en la educación, una variable observable) permite recuperar en forma insesgada y consistente los parámetros de interés, a través del uso del estimador MCO. Más adelante discutiremos alguna estrategia para lidiar con este problema.

Imprecisiones

Comentamos anteriormente que la varianza de un estimador mide cuán impreciso es el mismo. Existen varias fuentes que inducen varianza alta:

Pocas observaciones: naturalmente, para un modelo dado la mayor cantidad de observaciones reduce la varianza del estimador MCO y aumenta su precisión.

Término de error con varianza alta: esta última mide cuán importante es el término de error. Cuanto más grande es la varianza del mismo, más relevante es la parte no observada del modelo en dar cuenta de y , y en consecuencia, más impreciso será el estimador MCO.

Inclusión de variables irrelevantes: incluir en el modelo variables que no guardan relación con el valor esperado de y induce a estimar un mayor número de parámetros, lo cual si bien no sesga al estimador MCO, aumenta su imprecisión.

Errores de medición en la variable explicada: a diferencia de los errores de medición en las variables explicativas, los errores de medición en la variable explicada no sesgan al estimador MCO, pero lo hacen más impreciso. Intuitivamente, los errores de medición en la variable explicada agrandan la varianza del término de error, lo cual aumenta la varianza del estimador.

Multilinealidad: la alta correlación entre las variables explicativas induce mayor imprecisión en el estimador MCO. Por ejemplo, en un modelo de consumo con el ingreso y la riqueza como variables explicativas, cuanto mayor sea la correlación entre ingreso y la riqueza, más imprecisa será la estimación MCO de los coeficientes de este modelo.

Es importante aclarar una cuestión que se relaciona con la noción de “varianza alta” (o imprecisión) y la de eficiencia. Esta última, como hemos discutido, se refiere a una cuestión relativa y de naturaleza “ordinal”. Más concretamente, en cierto contexto (en donde vale, por ejemplo, el Teorema de Gauss Markov) decir que “MCO es un estimador lineal insesgado de varianza mínima” no dice nada acerca de si la varianza del estimador es alta o baja, simplemente dice que es la más pequeña en relación con la de otros estimadores (lineales e

insesgados), para un modelo dado. Las cuestiones de varianza alta o baja tienen que ver con la varianza del estimador MCO para distintas variaciones del modelo. En este contexto, tener pocas observaciones, un término de error grande o alta colinealidad en las variables explicativas son factores que contribuyen a que el estimador MCO sea impreciso.

A.IV.4. Modelos alternativos

Si bien el modelo lineal puede ser visto como una aproximación razonable a estructuras no lineales más complejas, en varias ocasiones es relevante considerar algunas modificaciones simples a nuestra estructura básica.

Variables explicativas binarias

Consideremos el siguiente modelo

$$(A.IV.9) \quad y = \beta_1 + \beta_2 x + \beta_3 D + u$$

en donde y mide el ingreso, x la educación en años y D es una variable que vale 1 si la persona es hombre y 0 si es mujer, es decir se trata de una variable *binaria*. El modelo es claramente lineal, de modo que el método de MCO funciona para estimar los parámetros desconocidos, en forma consistente si $E(u|x, D)=0$. El punto central es la interpretación de β_3 . El problema es que no tiene sentido pensar que β_3 mide el efecto de alterar D marginalmente, toda vez que D vale 0 o 1. A fines de dar una interpretación, es fácil observar que

$$(A.IV.10) \quad \beta_3 = E(y|x, D=1) - E(y|x, D=0)$$

Entonces, β_3 mide el cambio en el valor esperado de y cuando D pasa de 0 a 1, controlando por x . En nuestro ejemplo, si β_3 es positivo, entonces, el salario esperado para hombres es mayor que el de las mujeres, *caeteris paribus*, es decir, para cualquier nivel de educación.

Esta lógica es extrapolable al caso de varias categorías, no necesariamente dos. Por ejemplo, supongamos que la educación es medible ordinalmente en categorías “baja, media y alta”. En este contexto, un modelo que permite captar el efecto de la educación es el siguiente

$$(A.IV.11) \quad y = \beta_1 + \beta_2 D_1 + \beta_3 D_2 + u$$

donde D_1 vale 1 si el individuo tiene un nivel educativo medio y 0 en caso contrario, y D_2 vale 1 si la persona tiene como máximo un nivel alto de educación y 0 en caso contrario. Es fácil computar, usando la lógica del caso anterior, que β_3 mide el efecto de tener educación

alta con respecto a tener solo educación baja, que β_2 mide el efecto de tener educación media con respecto a tener educación baja, y que $\beta_3 - \beta_2$ mide el efecto de tener educación alta con respecto a tener educación media.

En términos generales, a fines de captar el efecto de p categorías excluyentes, hemos incluido $p-1$ variables binarias. Intuitivamente, en nuestro ejemplo con tres niveles educativos (alto, medio y bajo), conociendo D_1 y D_2 para una persona, es posible conocer exactamente cuál es el nivel de educación de esta persona.

Modelo lineal en variables, pero no lineal en los parámetros

Consideremos el siguiente modelo

$$(A.IV. 12) \quad y = \beta_1 + \beta_2 x_1 + \beta_3 x_2 + u$$

Este modelo es lineal en dos sentidos. Por un lado, la relación entre y , x_1 y x_2 es lineal (el modelo es *lineal en las variables*). Por el otro, la relación entre y y los parámetros β_1 , β_2 y β_3 es también lineal (el modelo es *lineal en los parámetros*). El estimador de MCO permite recuperar los parámetros de cualquier modelo lineal en los parámetros, pudiendo ser no lineal la relación entre las variables. A modo de ejemplo, consideremos el siguiente modelo cuadrático:

$$(A.IV. 13) \quad y = \beta_1 + \beta_2 x_1 + \beta_3 x_1^2 + u$$

Si bien este modelo no es lineal en las variables (y es una función cuadrática de x_1), el modelo es lineal en los parámetros. En este contexto es importante enfatizar la siguiente distinción. Desde el punto de vista de la estimación y la inferencia, los parámetros β_1 , β_2 y β_3 pueden ser estimados regresando y en una constante, x_1 y x_1^2 ; es decir, desde el punto de vista de la estimación se trata de un modelo con dos variables explicativas (más una constante). Desde el punto de vista de la interpretación se trata de un modelo con una única variable explicativa (x_1) más una constante. La naturaleza no lineal del modelo implica que

$$(A.IV. 14) \quad \frac{\partial E(y | x_1)}{\partial x_1} = \beta_2 + 2\beta_3 x_1$$

de modo que, como era de esperar, la pendiente depende del valor de x_1 .

El anterior es un ejemplo de un modelo no lineal que puede ser abordado en el marco del modelo lineal estimado por el método de mínimos cuadrados. Una familia de modelos no lineales que también puede ser considerada en este contexto es la de *modelos semi-logarítmicos*, muy usuales en la literatura de ingresos. Consideremos el siguiente modelo:

$$(A.IV. 15) \quad \ln y = \beta_1 + \beta_2 x_1 + u$$

que es equivalente a

$$(A.IV. 16) \quad y = \exp(\beta_1 + \beta_2 x_1 + u)$$

donde y es el ingreso y x_1 la educación medida en años. Este es claramente un modelo no lineal en las variables, pero los parámetros de interés pueden ser estimados regresando el logaritmo de y en x_1 más una constante. Nuevamente, desde el punto de vista de la estimación no aparecen demasiadas complicaciones. Desde el punto de vista de la interpretación β_2 es ahora una *semielasticidad*, y mide en qué porcentaje cambia y ante alteraciones marginales de x_1 .

Modelos saturados

Un caso extremo del uso de variables binarias se relaciona con los llamados “modelos saturados”. Consideremos un caso extremo de un modelo en donde los ingresos dependen solo de la edad de la persona. Un modelo plausible podría ser el cuadrático, mencionado anteriormente. En algunas situaciones un investigador podría dudar de que la función cuadrática capte efectivamente la relación entre ingresos y edad y proponer un modelo, por ejemplo, cúbico. Un caso extremo es el siguiente. Supongamos que la persona de menor edad en la muestra tiene 24 años y que la mayor tiene 55. Una forma flexible de captar la relación entre ingreso y edad es la siguiente

$$(A.IV. 17) \quad y = b + b D25 + b D26 + b D27 + \dots + b D55 + u$$

donde $D25$ vale 1 si la persona tiene 25 años y 0 si no, $D26$ lo mismo para 26 años, etc. Es decir, hemos incorporado una variable binaria para cada año de edad, menos una (24 años). Este modelo capta en su forma más flexible la relación entre ingreso y educación. Es claramente costoso, ya que implica incorporar 31 variables binarias y estimar en consecuencia 31 parámetros, a diferencia de un modelo cuadrático que solo estima 3 parámetros. Así y todo, con una muestra considerablemente grande (como las utilizadas en este libro), si el interés consiste en explorar la relación entre dos variables, cuando la variable explicada toma una cantidad finita de valores, la estrategia de estimar un modelo como en (A.IV.17) puede ser apropiada. La estimación de los parámetros del modelo se realiza por el método de MCO. Este tipo de modelos, que incorpora una variable binaria para cada valor que toma la variable explicativa (menos uno), se conoce como *saturado*.

Métodos no paramétricos

Alternativamente, en varias situaciones es deseable estimar una forma general de la relación entre y y x . En nuestro caso de ingreso y edad, un modelo genérico podría ser

$$(A.IV. 18) \quad y = g(x) + u$$

donde $g(x)$ es una función genérica desconocida que satisface mínimas condiciones de regularidad. Los métodos *no paramétricos* permiten estimar la función g sobre la base de una muestra de y y x . Estos métodos son altamente demandantes en términos de datos: operan con casi ningún supuesto funcional, al precio de requerir mucha más información para alcanzar un determinado nivel de precisión. Un problema altamente relacionado es la *maldición de la dimensionalidad*, que torna prácticamente imposible extender el modelo simple de una variable al caso de varias variables.

Problemas/Ligados/Temas

Aun cuando, como hemos discutido anteriormente, los modelos lineales provean una aproximación sensata al verdadero modelo no lineal, en algunas situaciones es conveniente pensar en una estructura esencialmente no lineal. Una primera situación se refiere al caso de *variables explicadas binarias*. Consideremos una situación simple, en donde la variable a explicar es una variable binaria que toma valor 1 si la persona es pobre y 0 si no lo es, y la variable explicativa es la educación, medida en años. Naturalmente, un modelo plausible para esta relación está dado por

$$(A.IV. 19) \quad y = \beta_1 + \beta_2 x + u$$

donde ahora y es una variable binaria que indica si la persona es pobre y x mide la educación. Si es posible suponer que $E(u|x)=0$, los parámetros pueden ser estimados consistentemente por el método de MCO. En este caso, no hay nada nuevo por discutir.

Una característica adicional de este caso es que y es *por construcción* una variable aleatoria que, dado x , toma dos valores (0 ó 1), de modo que y es, dado x , una variable aleatoria del tipo “Bernoulli” y como tal es posible verificar que

$$(A.IV. 20) \quad E(y|x) = P(y=1|x)$$

es decir, que la probabilidad de que y sea 1 coincide con el valor esperado de y , siempre condicional en x . Consecuentemente, en este caso $\beta_1 + \beta_2 x$ provee un modelo tanto para $E(y|x)$ como para $P(y|x)$ ya que ambas magnitudes coinciden. Por ende, la especificación lineal para

un modelo de variable explicada binaria es conocida como el *modelo lineal de probabilidad (MLP)*.

Un problema obvio con el MLP es que a menos que imponamos restricciones sobre β_1 , β_2 y x , no existen garantías de que $\beta_1 + \beta_2 x$ sea un número entre 0 y 1, compatible con los valores que puede tomar una probabilidad. Este hecho hace que en la práctica algunos investigadores prefieran recurrir a un modelo no lineal que garantice que estas predicciones no salgan del intervalo admisible para una probabilidad. Consideremos el siguiente modelo no lineal:

$$(A.IV. 21) \quad E(y|x) = P(y=1|x) = F(\beta_1 + \beta_2 x)$$

Cuando la función $F(\cdot)$ se corresponde con la función de distribución acumulada (FDA) para una variable aleatoria normal estándar, este modelo se conoce como *probit*, y cuando corresponde a la FDA de una variable aleatoria logística se lo denomina *logit*.

Los *modelos de datos censurados* también involucran no linealidades esenciales que no pueden ser acomodadas en el contexto del modelo lineal general. Consideremos el modelo *tobit*

$$(A.IV. 22) \quad y = \max(x'b + u, 0)$$

con $u \sim N(0, \sigma^2)$. Este esquema obedece a la siguiente estructura muestral. Existe una variable no observable $y^* = x'b + u$, pero el investigador observa sus realizaciones solo si toman valores positivos, en caso contrario solo observa 0. Denotando con y a los valores observados por el investigador, se obtiene la relación no lineal de la ecuación (A.IV.22). Consecuentemente, un esquema lineal con un simple mecanismo de censura conduce a una relación marcadamente no lineal entre la variable observable y sus condicionales. Wooldridge (2010) o Amemiya (1985) son referencias muy recomendables para esta familia de modelos.

Los *modelos de selectividad* cumplen un rol importante en la literatura de ingresos, y también pueden ser vistos como formas convenientes de captar algunas no linealidades esenciales. Supongamos que la relación entre y , x y u es lineal, de modo que $E(y|x) = x'b$ es también lineal, pero que la muestra disponible ha sido sometida a un proceso de selección. Supongamos que existe un mecanismo que “decide” qué observaciones entran en la muestra disponible para el análisis. El mismo puede ser representado por una variable binaria s , que toma valor 1 si la observación está disponible y 0 en caso contrario. Consecuentemente, la muestra disponible para el análisis es en realidad una muestra (y, x) condicionada a que s tome valores iguales a 1. El problema es que si bien $E(y|x)$ es igual a $x'b$, no hay ninguna garantía de que $E(y|x, s=1)$ lo sea, siendo esta última la función relevante para la muestra

disponible. En un trabajo de crucial importancia, por el cual fue galardonado con el Premio Nobel de Economía en 2002, James Heckman (1978) muestra que si el modelo de interés es lineal con residuos normales, el modelo de selección es tal que $s=1(x_2'c+u_2>0)$ y el término de error del modelo de interés (u) está correlacionado con el término de error del mecanismo de selección (u_2), entonces

$$(A.IV.23) \quad E(y, x, s=1) = x'b + gz$$

en donde $z = \varphi(h)/\Phi(h)$, $h = x_2'c/\sigma_2$, σ_2^2 es la varianza de u_2 , g es un escalar, y $\varphi(h)$ y $\Phi(h)$ son, respectivamente, la función de densidad y de distribución acumulada de una variable aleatoria normal estándar. En consecuencia: (i) el mecanismo de selectividad hace que el estimador de MCO que regresa y en x usando la muestra seleccionada sea sesgado, (ii) este sesgo es de idéntica naturaleza que el inducido por omitir variables relevantes (z en este caso), (iii) el mecanismo de selectividad induce una relación no lineal entre todas las variables involucradas (z es una variable no lineal en x_2), y (iv) los parámetros del modelo de interés pueden ser fácilmente estimados a través de un proceso de dos etapas: primero se estima c/σ_2 a través de un modelo probit con s como variable explicada y x_2 como variables explicativas, y luego b es consistentemente estimado regresando y en x y z^* usando la muestra que satisface $s=1$, en donde z^* es la predicción de z resultante de reemplazar c/σ_2 por su estimación consistente proveniente de la primera etapa. Este es el *método en dos etapas* de Heckman. Wooldridge (2010) y Cameron y Trivedi (2005) proveen una exposición moderna de los modelos paramétricos de selectividad.

A.IV.5. Métodos alternativos

Cuando más allá de ciertos parámetros la distribución de los datos está completamente especificada, el *método de máxima verosimilitud* (MV) presenta varias ventajas. En particular, provee estimaciones consistentes, asintóticamente normales, eficientes e invariantes. Las especificaciones probit o logit, el modelo tobit, el logit multinomial, los modelos de Poisson o binomial negativo y los modelos de duración de Weibull o exponenciales son claros ejemplos de especificaciones estimables por MV. Asimismo, el modelo lineal general bajo normalidad tiene como estimador MV al método de MCO.

Adicionalmente, estos métodos proveen un amplio marco para el problema de *test de hipótesis*, a través de la conocida trilogía de tests de score (o de “multiplicador de Lagrange”), razón de verosimilitud y test de Wald, los cuales permiten derivar estadísticos simples para evaluar hipótesis de restricciones sobre los parámetros de un modelo estimado por el método de MV. Godfrey (1989) es una buena referencia sobre tests de hipótesis clásicos.

Claramente el método de MV puede ser demasiado exigente en cuanto a sus requisitos y una parte considerable del desarrollo de la econometría consistió en desarrollar herramientas de estimación e inferencia que permitan estimar modelos de interés con requisitos menos estrictos. Los métodos *cuasi máximo-verosímiles* son apropiados cuando las condiciones de primer orden del problema de maximización de la función de verosimilitud (que bajo condiciones generales de regularidad son necesarias y suficientes para obtener el estimador MV) se satisfacen independientemente de que la distribución subyacente sea correcta o no. Consecuentemente, dicho método produce estimaciones consistentes y asintóticamente normales sin basarse en supuestos distributivos. Los modelos de variables enteras positivas han provisto un campo fértil para este tipo de estrategias. Gourieraux *et al.* (1984) y White (2004) son referencias relevantes.

Si bien el método de *variables instrumentales* (VI) se desarrolló en el contexto del análisis de modelos estructurales de series temporales, el mismo ha cumplido un rol notable en la literatura de microeconomía. Este método permite obtener estimaciones consistentes y asintóticamente normales aun cuando fallen los supuestos de exogeneidad de las variables explicativas, siempre y cuando existan variables (instrumentales) que sí los satisfagan y que estén relacionadas con las variables explicativas. La aplicación de este tipo de métodos requiere un sofisticado trabajo de especificación para garantizar la validez de los instrumentos y sortear los problemas de aplicación en contextos “débiles”, es decir, cuando la relación entre el instrumento y la variable instrumentada es débil y cuando el tamaño de la muestra es pequeño, ya que las principales propiedades del método son asintóticas. Desde un punto de vista pedagógico, una contribución de la microeconomía de los últimos veinte años consistió en romper (o en todo caso, aclarar) el histórico vínculo que los métodos de VI tenían con los modelos de ecuaciones estructurales. Wooldridge (2010) es una referencia moderna sobre métodos de VI.

Más recientemente, una estrategia modelística (no necesariamente econométrica) consistió en concentrar el análisis causal en datos generados por procesos que por su naturaleza implica una clara identificación de relaciones causales. La literatura de experimentos naturales, asociada al fenómeno de *clean identification*, ha proliferado en áreas como la economía de la educación, de la salud y laboral, entre otras. El texto de Angrist y Pischke (2009) es una muy buena referencia. El polémico texto de Levitt y Dubner (2006) discute ejemplos a un nivel introductorio.

El análisis econométrico clásico ha concentrado su interés en valores “centrales”, tal como la media. En los últimos treinta años han recibido considerable atención estrategias que focalizan en otros aspectos de la distribución de una variable aleatoria, tales como el estudio de la pobreza, la desigualdad o la polarización de los ingresos, que se concentran en medidas

que van más allá de la media. También relevantes son los métodos de *regresión por cuantiles*, que permiten explorar el efecto de ciertas variables sobre *toda* la distribución y no solo sobre la media. Deaton (1997) es una muy buena referencia sobre técnicas distributivas clásicas. Bourguignon y Pereira da Silva (2003) presentan métodos modernos. Koenker (2005) y Fitzenberger, Koenker y Machado (2002) son referencias obligatorias sobre métodos de cuantiles. Para una introducción simple, ver Sosa Escudero (2005).

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Referencias Bibliográficas

- Aaberge, R. (2008). Ranking intersecting Lorenz curves. IZA Discussion Papers 3852, Institute for the Study of Labor.
- Aaberge, R., Mogstad, M. y Peragine, V. (2011). Measuring long-term inequality of opportunity. *Journal of Public Economics* 95 (3-4).
- Aaron, H. y McGuire, M. (1970). Public goods and income distribution. *Econometrica* 38 (6).
- Adams, R. (2004). Economic growth, inequality and poverty: estimating the growth elasticity of poverty. *World Development* 32 (12).
- Adelman, I. y Taft Morris, C. (1973). *Economic growth and social equity in developing countries*. Stanford University Press.
- Aghion, P. y Howitt, P. (1998). *Endogenous growth theory*. MIT Press.
- Aguiar, M. y Bils, M. (2011). Has consumption inequality mirrored income inequality? Documento de Trabajo 16807, NBER.
- Ahluwalia, M. (1976). Inequality, poverty and development. *Journal of Development Economics* 3 (4).
- Ahluwalia, M., Carter, N. y Chenery, H. (1979). Growth and poverty in developing countries. *Journal of Development Economics* 6 (3).
- Ahumada, H., Canavese, A. y Gonzalez Alvaredo, F. (2000). Un análisis comparativo del impacto distributivo del impuesto inflacionario y de un impuesto sobre el consumo. *Económica XLVI* (2).
- Ahumada, H., Canavese, A., Sanguinetti, P. y Sosa Escudero, W. (1993). Efectos distributivos del impuesto inflacionario: una estimación para el caso argentino. *Economía Mexicana II* (2).
- Aitchison, J. y Brown, J. (1966). *The lognormal distribution*. Cambridge University Press.
- Ajwad, M. y Wodon, Q. (2002). Who benefits from increased access to public services at the local level? A marginal benefit incidence analysis for education and basic infrastructure. En Devaradjan y Rogers (eds.), *World Bank Economists' Forum*, Vol. 2. Banco Mundial.
- Albornoz, F. y Petrecolla, D. (1996). Medidas alternativas de la pobreza por ingresos para el Gran Buenos Aires (1980-1995). *Económica XLII* (1-2).
- Alejo, J. (2011). Relación de Kuznets en América Latina. Explorando más allá de la media condicional. Documento de trabajo 129, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.

- Alesina, A. y Angeletos, G.M. (2005). Fairness and redistribution. *American Economic Review* 95 (4).
- Alkire, S. (2002). Dimensions of human development. *World Development* 30 (2).
- Alkire, S. y Foster, J. (2011). Counting and multidimensional poverty measurement. *Journal of Public Economics* 95 (7-8).
- Alkire, S. y Santos, M.E. (2010). Acute multidimensional poverty: a new index for developing countries. Documento de Trabajo 38 de OPHI.
- Altimir, O. (1979). La dimensión de la pobreza en América Latina. *Cuadernos de la CEPAL* 27.
- Altimir, O. (1987). Income distribution statistics in Latin America and their reliability. *Review of Income and Wealth* 33 (2).
- Altimir, O. (1996). Cambios de la desigualdad y la pobreza en la América Latina. *El Trimestre Económico* LXI (1).
- Alvaredo, F. (2010). The rich in Argentina over the XXth century. En Atkinson, A. y Piketty, T. (eds.), *Top Incomes over the Twentieth Century, Vol. II: A Global View*. Oxford University Press.
- Amarante, V., Arim, R. y Vigorito, A. (2008). Multidimensional poverty among children in Uruguay 2004-2006. Evidence from panel data. Mimeo, Instituto de Economía, UDELAR.
- Amemiya, T. (1985). *Advanced econometrics*. Harvard University Press.
- Amiel, Y. y Cowell, F. (1998). Poverty perceptions and the poverty line. En Jenkins, S., Kapteyn, A. y Van Praag, B. (eds.). *Distribution of welfare and household production: an international perspective*. Cambridge University Press.
- Amiel, Y. y Cowell, F. (2000). Risk and inequality perceptions. Distributional Analysis Discussion Paper 55, London School of Economics.
- Amiel, Y., Creedy, J. y Hurn, S. (1999). Measuring attitudes towards inequality. *Scandinavian Journal of Economics* 101.
- Anand, S. (1977). Aspects of poverty in Malaysia. *Review of Income and Wealth* 23 (1).
- Anand, S. y Kanbur, S.B.M. (1993). The Kuznets process and the inequality-development relationship. *Journal of Development Economics* 40 (1).
- Anand, S. y Segal, P. (2008). What do we know about global income inequality? *Journal of Economic Literature* XLVI (1).

- Andersen, L. (2001). Social mobility in Latin America: links with adolescent schooling, Documento de Trabajo 433, Research Network, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Andersen, L. (2009). Social mobility in Bolivia is finally improving! *Revista Latinoamericana de Desarrollo Económico* 13, Instituto de Investigaciones Socio-Económicas (IISEC), Universidad Católica Boliviana.
- Angrist, J. y Pischke, J. (2009). *Mostly harmless econometrics: an empiricist's companion*. Princeton University Press.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models*. Kluwer Academic Publishers.
- Antman, F. y McKenzie, D. (2007). Poverty traps and nonlinear income dynamics with measurement error and individual heterogeneity. *The Journal of Development Studies* 43 (6).
- Appiah, M., Blay, D., Damnyag, L., Dwomoh, F., Pappinen, A. y Luukkanen, O. (2007). Dependence on forest resources and tropical deforestation in Ghana. *Environment, Development and Sustainability* 11 (3).
- Archibald, G. y Donaldson, D. (1979). Notes on economic equality. *Journal of Public Economics* 12 (2).
- Arellano, M. y Bond, S. (1991). Some tests of specification for panel data: Monte Carlo evidence and an application to employment equations. *Review of Economic Studies* 58 (2).
- Arias, O. y Sosa Escudero, W. (2004). Subjective and objective poverty in Bolivia. Background paper for the 2005 World Bank Bolivia Poverty Assessment.
- Arneson, R. (1989). Equality and equal opportunity for welfare. *Philosophical Studies* 56 (1).
- Arrow, K., Bowles, S. y Durlauf, S. (eds.), (2000). *Meritocracy and economic inequality*. Princeton University Press.
- Asselin, L.M. (2002). Multidimensional poverty: composite indicator of multidimensional poverty. Institut de Mathématique Gauss.
- Atal, J.P., Ñopo, H. y Winder, N. (2009). New century, old disparities: gender and ethnic wage gaps in Latin America. Documento de Trabajo 4640, Research Network, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Atkinson, A. (1970). On the measurement of inequality. *Journal of Economic Theory* 2 (3).
- Atkinson, A. (1975). *The economics of inequality*. Oxford University Press.

- Atkinson, A. (1991). Comparing poverty rates internationally: lessons from recent studies in developing countries. *The World Bank Economic Review* 5 (1).
- Atkinson, A. (1992). The distribution of the tax burden. En Quigley, J. y Smolensky, E. (eds.), *Modern Public Finance*. Capítulo 2. Harvard University Press.
- Atkinson, A. (2003). Multidimensional deprivation: contrasting social welfare and counting approaches. *Journal of Economic Inequality* 1.
- Atkinson, A. (2007). Measuring top incomes: methodological issues. En Atkinson, A. y Piketty, T. (eds.), *Top incomes over the twentieth century: a contrast between continental European and English-speaking countries*. Oxford University Press.
- Atkinson, A. y Bourguignon, F. (1982). The comparison of multi-dimensioned distributions of economic status. *Review of Economic Studies* 49.
- Atkinson, A. y Bourguignon, F. (2000). Income distribution and economics. *Handbook of Income Distribution* 1.
- Atkinson, A. y Bourguignon, F. (2001). Poverty and inclusion from a world perspective. En Stiglitz, J. y Muet, P.A. (eds.), *Governance, equity, and global markets: the Annual Bank Conference on Development Economics - Europe*. Oxford University Press.
- Atkinson, A. y Brandolini, A. (2010). On analyzing the world distribution of income. *World Bank Economic Review* 24 (1).
- Atkinson, A. y Micklewright, J. (1992). *Economic transformation in Eastern Europe and the distribution of income*. Cambridge University Press.
- Atkinson, A. y Piketty, T. (2006). *Top incomes over the twentieth century*. Oxford University Press.
- Atkinson, A. y Piketty, T. (eds.), (2010). *Top incomes over the twentieth century, Vol. II: a global view*. Oxford University Press.
- Atkinson, A., Piketty, T. y Saez, E. (2011). Top incomes in the long run of history. *Journal of Economic Literature* 49 (1).
- Atkinson, A., Rainwater, L. y Smeeding, T. (1995). Income distribution in OECD countries. *OECD Social Policy Studies* 18.
- Atkinson, A. y Stiglitz, J. (1980). *Lectures on public economics*. McGraw-Hill. Lectures 6 y 7.
- Attanasio, O. y Székely, M. (eds.), (2001). *Portrait of the poor. An assets-based approach*. Banco Inter-Americano de Desarrollo.

- Auerbach, A. y Hassett, K. (2002). A new measure of horizontal equity. *American Economic Review* 92 (4).
- Azevedo, J.P., Cord, L. y Díaz Bonilla, C. (2011). A break with history: fifteen years of inequality reduction in Latin America. Banco Mundial.
- Azevedo, V. y Bouillon, C. (2010). Intergenerational social mobility in Latin America: A review of existing evidence. *Revista de Análisis Económico* 25 (2).
- Balackorby, C. y Donaldson, D. (1980). Ethical indices for the measurement of poverty. *Econometrica* 48 (4).
- Ballon, P. y Krishnakumar, J. (2008). A model-based multidimensional capability deprivation index. Mimeo, UNU-WIDER y University of Geneva.
- Balsa, A., Rossi, M. y Triunfo, P. (2009). Horizontal inequity in access to health care in four South American cities. Documento de Trabajo 2009-131, ECINEQ. Society for the Study of Economic Inequality.
- Banco Mundial (2000). *Attacking poverty. World Development Report 2000/2001*. Oxford University Press.
- Banco Mundial (2006). *Informe sobre la pobreza en la República Dominicana: Logrando un crecimiento económico que beneficie a los pobres*. Banco Mundial.
- Banco Mundial (2006). *World Development Report: equity and development*. World Bank y Oxford University Press.
- Banco Mundial (2008). *2005 International Comparison Program: tables of final results*. World Bank.
- Banerjee, A. y Duflo, E. (2007). The economic lives of the poor. *Journal of Economic Perspectives* 21 (1).
- Banerjee, A. y Duflo, E. (2008). What is middle class about the middle classes around the world? *Journal of Economic Perspectives* 22 (2).
- Barro, R. (2001). Inequality, growth and investment. En Hassett, K.A. y Hubbard R.G. (eds.), *Inequality and tax policy*. AEI Press.
- Barro, R. y Lee, J. (2001). International data on educational attainment: updates and implications. *Oxford Economic Papers*, 53(3).
- Barro, R. y Lee, J. (2010). A new data set of educational attainment in the world, 1950–2010. Documento de Trabajo 15902, NBER.

- Battistin, E., Blundell, R. y Lewbel, A. (2009). Why is consumption more log normal than income? Gibrat's law revisited. *Journal of Political Economy* 117 (6).
- Battistón, D. y Conconi, A. (2009). Life-cycle consumption and income patterns and poverty among the elderly in LAC. Mimeo, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Battistón, D., Cruces, G., López Calva, L.F., Lugo, A.M. y Santos, M.E. (2009). Income and beyond: multidimensional poverty in six Latin American countries. Documento de Trabajo 17 de OPHI, y Documento de Trabajo 90, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Baumol, W. (1986). *Superfairness: applications and theory*. MIT Press.
- Baumol, W. y Blinder, A. (2009). *Microeconomics: principles and policy*. South-Western Cengage Learning.
- Beccaria, L. y Minujin, A. (1985). Métodos alternativos para medir la evolución del tamaño de la pobreza. Documento de trabajo 6, INDEC, Argentina.
- Beegle, K., De Weerd, J., Friedman, J. y Gibson, J. (2010). Methods of household consumption measurement through surveys: experimental results from Tanzania. Policy Research Working Paper Series 5501, Banco Mundial.
- Behrman, J., Birdsall, N. y Székely, M. (1999). Intergenerational mobility in Latin America: deeper markets and better schools make a difference. En Birdsall, N. y Graham, C. (eds.). *New markets, new opportunities? Economic and social mobility in a changing world*. Brookings.
- Benabou, R. y Tirole, J. (2006). Belief in a just world and redistributive politics. *The Quarterly Journal of Economics* 121 (2).
- Bértola, L., Castelnovo, C., Rodríguez, J. y Willebald, H. (2010). Between the colonial heritage and the first globalization boom: on income inequality in the Southern Cone. *Journal of Iberian and Latin American Economic History (Second Series)* 28.
- Betti, G., Cheli, B., Lemmi, A. y Verma, A. (2008). The fuzzy approach to multidimensional poverty. En Kakwani, N. y Silber, J. (eds.), *Quantitative Approaches to Multidimensional Poverty Measurement*. Palgrave Macmillan.
- Bhagwati, J. y Srinivasan, T. (1983). *Lectures on international trade*. MIT Press.
- Bibi, S. y Duclos, J. (2008). A comparison of the poverty impact of transfers, taxes and market income across five OECD countries. IZA discussion paper 3824, Institute for the Study of Labor.
- BID (1998). *América Latina frente a la desigualdad*. Banco Interamericano de Desarrollo.

- Bird, R.M. y De Wulf, L. (1973). Taxation and income distribution in Latin America: a critical review of empirical studies. *Staff Papers* 20 (3). Fondo Monetario Internacional.
- Birdsall, N. (2007). Reflections on the macro foundations of the middle class in the developing world. Documento de Trabajo 130, Center for Global Development.
- Birdsall, N., Graham, C. y Pettinato, S. (2000). Stuck in the tunnel: is globalization muddling the middle class? Documento de Trabajo 14 del Center on Social and Economic Dynamics, Brookings Institution.
- Black, S. y Devereux, J. (2010). Recent developments in intergenerational mobility. Documento de Trabajo 15889, NBER.
- Blackorby, C. y Donaldson, D. (1980). Ethical indices for the measurement of poverty. *Econometrica* 48 (4).
- Blackorby, C. y Donaldson, D. (1988). Money metric utility: a harmless normalization? *Journal of Economic Theory* 46 (1).
- Blanchflower, D.G. y Oswald, A.J. (1994). *The wage curve*. MIT Press.
- Blundell, R. y MaCurdy, T. (1999). Labor supply: a review of alternative approaches. En Ashenfelter, O. y Card, D. (eds.), *Handbook of Labor Economics* 3A.
- Boltvinik, J. y Marin, A. (2003). La canasta normativa de satisfactores esenciales de la Coplamar. Génesis y desarrollos recientes. *Comercio Exterior* 53 (5).
- Boskin, M., Dulberger, E., Gordon, R., Griliches, Z. y Jorgenson, D. (1996). *Toward a more accurate measure of the cost of living*. Final Report to the US Senate Finance Committee.
- Botargues, P. y Petrecolla, D. (1999). Estimaciones paramétricas y no paramétricas de la distribución del ingreso de los ocupados del Gran Buenos Aires, 1992-1997. *Económica* XLV (1).
- Bouillon, C. y Yañez-Pagans, P. (2011). Dynamic consistency of multidimensional and income targeting: an application for Mexico using panel data information. Documento de Trabajo 4709, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Bourguignon, F. (1999). Comment to 'Multidimensional approaches to welfare analysis' by Maasoumi, E. En Silber, J. (ed.), *Handbook of income inequality measurement*.: Kluwer Academic.
- Bourguignon, F. (2003). From income to endowments: the difficult task of expanding the income poverty paradigm. Documento de Trabajo 2003-03, DELTA.

- Bourguignon, F. (2003). The growth elasticity of poverty reduction. Explaining heterogeneity across countries and time periods. En Eicher, T. y Turnovsky, S. (eds.), *Inequality and growth: theory and policy implications*. MIT Press.
- Bourguignon, F. (2004). The poverty-growth-inequality triangle. Documento de Trabajo 125, Indian Council for Research on International Economic Relations.
- Bourguignon, F., Bussolo, M. y Pereira da Silva, L.A. (eds.), (2008). *The impact of macroeconomic policies on poverty and income distribution: macro-micro evaluation techniques and tools*. Banco Mundial y Palgrave Macmillan.
- Bourguignon, F. y Chakravarty, S. (2003). The measurement of multidimensional poverty. *Journal of Economic Inequality* 1 (1).
- Bourguignon, F. y Ferreira, F. (2003). Ex ante evaluation of policy reforms using behavioral models. En Bourguignon, F. y Pereira da Silva, L. (eds.), *The impact of economic policies on poverty and income distribution: evaluation techniques and tools*. Capítulo 6. Banco Mundial y Oxford University Press.
- Bourguignon, F., Ferreira, F. y Leite, P. (2002). Ex ante evaluation of conditional cash transfers programs: the case of Bolsa Escola. Policy Research Working paper 2916, Banco Mundial.
- Bourguignon, F., Ferreira, F. y Leite, P. (2003). Conditional cash transfers, schooling and child labor: micro-simulating Bolsa Escola. *World Bank Economic Review*, 17 (2).
- Bourguignon, F., Ferreira, F. y Menéndez, M. (2007). Inequality of opportunity in Brazil. *Review of Income and Wealth* 53 (4).
- Bourguignon, F. y Goh, C. (2004). Estimating individual vulnerability using pseudo-panel data, Policy Research Working Paper 3375, Banco Mundial.
- Bourguignon, F. y Morrison, C. (2002). Inequality among world citizens: 1820-1992. *American Economic Review* 92 (4).
- Bourguignon, F. y Pereira da Silva, L. (eds.), (2003). *Evaluating the poverty and distributional impact of economic policies. Techniques and Tools*. Banco Mundial y Oxford University Press.
- Bourguignon, F. y Spadaro, A. (2006). Microsimulation as a tool for evaluating redistribution policies. *Journal of Economic Inequality* 4 (1).
- Bradford, D. (ed.), (1995). *Distributional analysis of tax policy*. AEI Press.

- Brandolini, A. (2008). On applying synthetic indices of multidimensional well-being: Health and income inequalities in selected EU countries. Documento de Trabajo 668, Banco de Italia.
- Brandolini, A. y D'Alessio, G. (1998). Measuring well-being in the functioning space. General Conference of The International Association for Research in Income and Wealth, Polonia.
- Bravo, D., Contreras, D. y Millan, I. (2002). The distributional impact of social expenditure: Chile 1990-98. En Banco Mundial (ed.), *Chile's high growth economy: poverty and income distribution 1987-1998*.
- Breceda, K., Rigolini, J. y Saavedra, J. (2009). Latin America and the social contract: patterns of social spending and taxation. *Population and Development Review* 35 (4).
- Broda, C. y Weinstein, D. (2008). *Prices, poverty and inequality*. AEI Press.
- Bruno, M., Ravallion, M. y Squire, L. (1998). Equity and growth in developing countries: old and new perspectives on the policy issues. En Tanzi, V. y Chu, K. (eds.), *Income distribution and high quality growth*. MIT Press.
- Buhmann, B., Rainwater, L., Schmauss, G. y Smeeding, T. (1988). Equivalence scales, well-being, inequality, and poverty: sensitivity estimates across ten countries using the Luxembourg Income Study (LIS) database. *Review of Income and Wealth* 34 (2).
- Burkhauser, R., Feng, S., Jenkins, S. y Larrimore, J. (2011). Estimating trends in US income inequality using the Current Population Survey: the importance of controlling for censoring. *Journal of Economic Inequality* 9 (3).
- Busso, M., Cicowiez, M. y Gasparini, L. (2005). *Ethnicity and the Millennium Development Goals*. Naciones Unidas, CEPAL, Banco Inter-Americano de Desarrollo y Banco Mundial.
- Bussolo, M. y Cockburn, J. (2010). Macro-micro analytics: a guide to combining Computable General Equilibrium and microsimulation modeling frameworks. *The International Journal of Microsimulation* 3 (1).
- Callorda, F. y Caruso, G. (2009). Does the middle class really exist? A cluster-analysis approach. Mimeo. Universidad de San Andrés.
- Cameron, A. y Trivedi, P. (2005). *Microeconometrics: methods and applications*. Cambridge University Press.
- Canberra Group (2001). *Final report and recommendations*.

- Carballo, J. y Bongiorno, M. (2007). Vulnerabilidad individual: evolución, diferencias regionales e impacto de la crisis. Argentina 1995–2005. Documento de Trabajo 51, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Caruso, G., Sosa Escudero, W. y Svarc, M. (2011). Deprivation and the dimensionality of welfare: a variable-selection cluster-analysis approach. Documento de Trabajo 112, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- CEPAL (1995). *La medición de los ingresos en la perspectiva de los estudios de pobreza*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- CEPAL (2010). *La hora de la igualdad. Brechas por cerrar, caminos por abrir*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- CEPAL (2010). *Panorama Social de América Latina 2010*. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Ceroli, A. y Zani, S. (1990). A fuzzy approach to the measurement of poverty. En Dagum, C. y Zenga, M. (eds.), *Income and Wealth Distribution, Inequality and Poverty*, Springer Verlag.
- Chakravarty, S. (1983). Ethically flexible measures of poverty. *Canadian Journal of Economics* 16.
- Chakravarty, S., Kanbur, R. y Mukherjen, D. (2006). Population growth and poverty measurement. *Social Choice and Welfare* 26.
- Chakravarty, S. y Maharaj, B. (2009). Measuring polarization by reduced-form indices. Documento de Trabajo 2009-135, ECINEQ, Society for the Study of Economic Inequality.
- Champernowne, D.G. y Cowell, F.A. (1998). *Economic inequality and income distribution*. Cambridge University Press.
- Chaudhuri, S. (2003). Assessing vulnerability to poverty: concepts, empirical methods and illustrative examples. Mimeo. Departamento de Economía, Universidad de Columbia.
- Chaudhuri, S., Jalan, J. y Suryahadi, A. (2002). Assessing household vulnerability to poverty from cross-sectional data: a methodology and estimates from Indonesia. Documento de Trabajo 0102-52, Departamento de Economía, Universidad de Columbia.
- Chaudhuri, S. y Ravallion, M. (1994). How well do static indicators identify the chronically poor? *Journal of Public Economics* 53 (3).
- Checchi, D. y Peragine, V. (2005). Regional disparities and inequality of opportunity: the case of Italy. IZA Discussion Papers 1874, Institute for the Study of Labor.

- Cheli, B. y Lemmi, A. (1995). A 'totally' fuzzy and relative approach to the multidimensional analysis of poverty. *Economic Notes* 24 (1).
- Chen, S. y Ravallion, M. (2001). How did the world's poorest fare in the 1990s? *Review of Income and Wealth* 47 (3).
- Chen, S. y Ravallion, M. (2010). The developing world is poorer than we thought, but no less successful in the fight against poverty. *The Quarterly Journal of Economics* 125 (4). MIT Press.
- Chen, W. y Duclos, J. (2008). Testing for poverty dominance: an application to Canada. Documento de Trabajo 08-36, CIRPEE.
- Chiang, A. y Wainwright, K. (2005). *Fundamental methods of mathematical economics*. McGraw-Hill.
- Chiodi, V. (2009). The existence of poverty traps: old questions-new answer. Evidence from rural Mexico. Mimeo.
- Chu, K., Davoodi, H. y Gupta, S. (2000). Income distribution and tax and government social spending policies in developing countries. Documento de Trabajo 00/62, Departamento de Finanzas Públicas, Fondo Monetario Internacional.
- Cicowiez, M. (2011). Un modelo de equilibrio general computado para la evaluación de políticas económicas en Argentina: construcción y aplicaciones. Tesis de Doctorado, Universidad Nacional de La Plata.
- Cicowiez, M., Gasparini, L., Gutiérrez, F. y Tornarolli, L. (2006). *Brechas urbano-rurales y Objetivos de Desarrollo del Milenio en América Latina y el Caribe*. Naciones Unidas, CEPAL, Banco Inter-Americano de Desarrollo y CEDLAS.
- Cicowiez, M. y Zamorano, A. (2011). Construcción de una Matriz de Contabilidad Social para Ecuador para el año 2007. Documento de trabajo 120, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Clark, S., Hemming, R. y Ulph, D. (1981). On indices for the measurement of poverty. *The Economic Journal* 91.
- Coady, D. y Skoufias, E. (2004). On the targeting and redistributive efficiencies of alternative transfer instruments. *Review of Income and Wealth* 50 (1).
- Cohen, G. (1989). On the currency of egalitarian justice. *Ethics* 99 (4).
- Conconi, A., Cruces, G., Olivieri, S. y Sánchez, R. (2008). E pur si muove? Movilidad, pobreza y desigualdad en América Latina. *Económica*, LIV (1-2).

- Conconi, A. y Ham, A. (2010). The many faces of poverty: quantifying the deprivation costs of the 2001-2002 crisis in Argentina. *Económica* LVI (1).
- Corneo, G. y Gruner, H.P. (2000). Social limits to redistribution. *American Economic Review* 90 (5).
- Cornia, G.A. (2010). Income distribution under Latin America's new left regimes. *Journal of Human Development and Capabilities* 11 (1).
- Costa, M. (2002). A multidimensional approach to the measurement of poverty. Documento de Trabajo 2002-05, IRISS.
- Costilla, R. (2009). Education inequality in Latin America and the Caribbean: a socioeconomic gradients analysis using Stata. United Kingdom Stata Users' Group Meetings 2009 12, Stata Users Group.
- Cowell, F.A. (2000). Measurement of inequality. En Atkinson, A. y Bourguignon, F. (eds.), *Handbook of Income Distribution* 1 (2).
- Cowell, F.A. (2011). *Measuring inequality*. Oxford University Press.
- Crosta, F. (2009). Reformas administrativas y curriculares: el efecto de la Ley Federal de Educación sobre el acceso a educación media. Documento de Trabajo 82, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Cruces, G., García Domench, C. y Gasparini, L. (2011). Inequality in education. Evidence for Latin America. Documento de Trabajo 2011, UNU-WIDER.
- Cruces, G. y Gasparini, L. (2009). Desigualdad en Argentina. Una revisión de la evidencia empírica. *Desarrollo Económico* 193 (49).
- Cruces, G., Gasparini, L., Bérgolo, M. y Ham, A. (2010). Vulnerability to poverty in Latin America. Empirical evidence from cross-sectional data and robustness analysis with panel data. Documento de Trabajo 170, Chronic Poverty Research Centre.
- Cruces, G., Ham, A. y Tetaz, M. (2008). Quality of life in Buenos Aires' neighborhoods: hedonic price regressions and the life satisfaction approach. Documento de Trabajo 3260 RES, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Cruces, G., López-Calva, L.F. y Battistón, D. (2011). Down and out or up and in? Polarization-based measures of the middle class for Latin America. Documento de Trabajo 113, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Cruces, G., Pérez Truglia, R. y Tetaz, M. (2011). Biased perceptions of income distribution and preferences for redistribution: evidence from a survey experiment. IZA Discussion Papers 5699, Institute for the Study of Labor.

- Cruces, G. y Wodon, Q. (2003). Transient and chronic poverty in turbulent times: Argentina 1995-2002. *Economics Bulletin* 9 (3).
- Cuesta, J., Ñopo, H. y Pizzolito, G. (2011). Using pseudo panels to measure income mobility in Latin America. *Review of Income and Wealth* 57 (2).
- Cunha, F. y Heckman, J. (2009). The economics and psychology of inequality and human development. *Journal of the European Economic Association* 7 (2-3).
- Cunningham, W. y Maloney, W. (2000). Measuring vulnerability: who suffered in the 1995 Mexican crisis. Mimeo, Banco Mundial.
- Cutler, D., Deaton, A. y Lleras-Muney, A. (2006). The determinants of mortality. *Journal of Economic Perspectives* 20 (3).
- D'Ambrosio, C., Muliere, P. y Secchi, P. (2003). Income thresholds and income classes. Discussion Papers, DIW Berlin 325, German Institute for Economic Research.
- Dagum, C. (1997). Decomposition and interpretation of Gini and the generalized entropy inequality measures. Proceedings of the American Statistical Association, Business and Economic Statistics Section, 157th Meeting.
- Dagum, C. (2002). Analysis and measurement of poverty and social exclusion using fuzzy set theory. Application and policy implications. Mimeo, Universidad de Bologna.
- Dahan, M. y Gaviria, A. (1999). Sibling correlations and intergenerational mobility in Latin America. Documento de Trabajo 395, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Dalton, J. (1920). The measurement of the inequality of incomes. *Economic Journal* 30.
- Darwin, C. (1859). *On the origin of species by means of natural selection, or the preservation of favoured races in the struggle for life*.
- Datt, R. y Ravallion, M. (1992). Growth and redistribution components of change in poverty measures. A decomposition with applications to Brazil and India in the 1980s. *Journal of Development Economics* 38 (2).
- Davidson, R. (2009). Reliable inference for the Gini index. *Journal of Econometrics* 150 (1).
- Davidson, R. y Duclos, J. (2000). Statistical inference for stochastic dominance and for the measurement of poverty and inequality. *Econometrica* 68 (6).
- Davidson, R. y Duclos, J. (2006). Testing for restricted stochastic dominance. Documento de Trabajo 06-09, CIRPEE.
- Davidson, R. y Flachaire, E. (2007). Asymptotic and bootstrap inference for inequality and poverty measures. *Journal of Econometrics* 141 (1).

- Davies, J., Sandström, S., Shorrocks, A. y Wolff, E. (2008). The world distribution of household wealth. Documento de Trabajo 1008/03, UNU-WIDER.
- Davies, J. y Shorrocks, A. (2000). The distribution of wealth. En Atkinson, A. y Bourguignon, F. (eds.), *Handbook of Income Distribution* 1 (1).
- Davison, A. y Hinkley, D. (1997). *Bootstrap methods and their application*. Cambridge University Press.
- Dawes, C., Fowler, J., Johnson, T., McElreath, R. y Smirnov, O. (2007). Egalitarian motives in humans. *Nature* 446.
- Deaton, A. (1992). *Understanding consumption*. Clarendon Press.
- Deaton, A. (1997). *The analysis of household surveys. Microeconomic analysis for development policy*. Banco Mundial.
- Deaton, A. (2001). Counting the world's poor: problems and possible solutions. *The World Bank Research Observer* 16 (2).
- Deaton, A. (2003). How to monitor poverty for the Millennium Development Goals. *Journal of Human Development* 4 (3).
- Deaton, A. (2005). Measuring poverty in a growing world (or measuring growth in a poor world). *The Review of Economics and Statistics* 87 (1). MIT Press.
- Deaton, A. (2006). Measuring poverty. En Banerjee, A., Benabou, R. y Mookerjee, D. (eds.), *Understanding poverty*. Capítulo 1. Oxford University Press.
- Deaton, A. (2008). Income, health and well-being around the world: evidence from the Gallup World Poll. *Journal of Economic Perspectives* 22 (2).
- Deaton, A. (2010). Price indexes, inequality, and the measurement of world poverty. *American Economic Review* 100 (1).
- Deaton, A. y Dupriez, O. (2008). Poverty PPPs around the world: an update and progress report. Mimeo, Banco Mundial.
- Deaton, A. y Grosh, M. (2000). Consumption. En Grosh, M. y Glewwe, P. (eds.), *Designing household survey questionnaires for developing countries: lessons from ten years of LSMS experience*. Banco Mundial.
- Deaton, A. y Heston, A. (2010). Understanding PPPs and PPP-based national accounts. *American Economic Journal: Macroeconomics* 2 (4).
- Deaton, A. y Muellbauer, J. (1980). An almost ideal demand system. *American Economic Review* 70 (3).

- Deaton, A. y Muellbauer, J. (1986). On measuring child costs: with applications to poor countries. *Journal of Political Economy* 94 (4).
- Deaton, A. y Paxson, C. (1998). Poverty among the elderly. En Wise, D. (ed.), *Inquires in the economic of aging*. Chicago University Press.
- Deaton, A. y Zaidi, S. (2002). Guidelines for constructing consumption aggregates for welfare analysis. Documento de Trabajo 135, LSMS.
- Decancq, K. y Lugo, M.A. (2010). Weights in multidimensional indices of well-being: an overview. Documento de Trabajo 10.06 del Center for Economic Studies.
- De Ferranti, D., Perry, G., Ferreira, F. y Walton, M. (2004). *Inequality in Latin America, Breaking with History?* Banco Mundial.
- Deininger, K. y Olinto, P. (2000). Asset distribution, inequality, and growth. Policy Research Working Paper Series 2375. Banco Mundial.
- Deininger, K. y Squire, L. (1996). A new data set measuring income inequality. *World Bank Economic Review* 10 (3).
- Deininger, K. y Squire, L. (1998). New ways of looking at old issues: inequality and growth. *Journal of Development Economics* 57 (2).
- De Janvry, A. y Sadoulet, E. (2000). Growth, poverty and inequality in Latin America. A causal analysis, 1970-1994. *Review of Income and Wealth* 46 (3).
- Demery, L. (2003). Analyzing the incidence of public spending. En Bourguignon, F. y Pereira da Silva, L. (eds.), *The impact of economic policies on poverty and income distribution: evaluation techniques and tools*. Capítulo 2. Banco Mundial y Oxford University Press.
- Demery, L., Sen, A. y Vishwanath, T. (1995). Poverty, inequality and growth. ESP Discussion Paper Series No. 70, Banco Mundial.
- Dervis, K., De Melo, J. y Robinson, S. (1982). *General equilibrium models for development policy*. Banco Mundial y Cambridge University Press.
- Deutsch, J. y Silber, J. (2005). Measuring multidimensional poverty: an empirical comparison of various approaches. *Review of Income and Wealth* 51 (1).
- Deville, J.C. y Sarndal, C.E. (1992). Calibration estimators in survey sampling. *Journal of American Statistic Association* 87.
- Di Tella, R., Galiani, S. y Schargrotsky, E. (2002). Crime victimization and income distribution. Documento de trabajo, Banco Inter-Americano de Desarrollo.

- Dollar, D. y Kraay, A. (2002). Growth is good for the poor. *Journal of Economic Growth* 7 (3).
- Drèze, J. y Srinivasan, P.V. (1997). Widowhood and poverty in rural India: some inferences from household survey data. *Journal of Development Economics* 54.
- Duarte, J., Bos, M.S. y Moreno, M. (2010). Inequidad en los aprendizajes escolares en América Latina: análisis multinivel del SERCE según la condición socioeconómica de los estudiantes. Documento de trabajo, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Duclos, J., Esteban, J. y Ray, D. (2004). Polarization: concepts, measurements, estimation. *Econometrica* 72 (6).
- Duclos, J., Sahn, D. y Younger, S. (2006). Robust multidimensional poverty comparisons. *The Economic Journal* 116 (514).
- Duclos, J. y Wodon, Q. (2004). What is "pro-poor"? Documento de Trabajo 0425, CIRPEE.
- Duncan, O. y Duncan, B. (1955). A methodological analysis of segregation indexes. *American Sociological Review* 20 (2).
- Durlauf, S. (2006). Groups, social influences, and inequality: a memberships theory perspective on poverty traps. En Bowles, S., Durlauf, S. y Hoff, K. (eds.), *Poverty Traps*. Princeton University Press.
- Dutta, I. y Foster, J. (2011). Inequality of happiness in US: 1972-2008. Documento de Trabajo 1110, Departamento de Economía. Universidad de Manchester.
- Dworkin, R. (1981). What is equality? Part 1: equality of welfare. *Philosophy & Public Affairs* 10 (3).
- Dworkin, R. (1981). What is equality? Part 2: equality of resources. *Philosophy & Public Affairs* 10 (4).
- Easterly, W. (2001). Middle class consensus and economic development. *Journal of Economic Growth* 6 (4).
- ECLAC/IPEA/UNDP (2003). *Meeting the Millennium Poverty Reduction targets in Latin America*. Libros de la CEPAL 70.
- Edward, P. (2006). The ethical poverty line: a moral quantification of absolute poverty. *Third World Quarterly* 27 (2).
- Edwards, R. (2010). Trends in world inequality in life span since 1970. Documento de Trabajo 16088, NBER.
- Efron, B. y Tibshirani, R.J. (1993). *An introduction to the bootstrap*. Chapman & Hall.

- Elbers, C., Lanjouw, J. y Lanjouw, P. (2003). Micro-level estimation of poverty and inequality. *Econometrica* 71 (1).
- Engel, E., Galetovic, A. y Raddatz, C. (1999). Taxes and income distribution in Chile: some unpleasant redistributive arithmetic. *Journal of Development Economics* 59.
- Engerman, S., Haber, S. y Sokoloff, K. (2000). Institutions, factor endowments, and paths of development in the new world. *Journal of Economic Perspectives* 14 (3).
- Engerman, S. y Sokoloff, K. (1997). Factor endowments, institutions, and differential paths of growth among new world economies. En Haber, S (ed.), *How Latin America Fell Behind*.
- Essama-Nssah, B. (2008). Assessing the redistributive effect of fiscal policy. No 4592, Policy Research Working Paper Series, Banco Mundial.
- Esteban, J. y Ray, D. (1994). On the measurement of polarization. *Econometrica* 62 (4).
- Esteban, J., Gradín, C. y Ray, D. (1999). Extension of a measure of polarization, with an application to the income distribution of five OECD countries. Documento de Trabajo 24, Instituto de Estudios Económicos de Galicia Pedro Barrie de la Maza.
- Falk, A., Fehr, E. y Fischbacher, U. (2003). On the nature of fair behavior. *Economic Inquiry* 41 (1).
- FAO (2004). *Human energy requirements*. Report of a Joint FAO/WHO/UNU Expert Consultation, Rome, 2001. FAO food and nutrition technical report series 1.
- FAO (2008). *The state of food insecurity in the world 2008*. FAO.
- Fehr, E. y Schmidt, K.M. (1999). A theory of fairness, competition, and cooperation. *Quarterly Journal of Economics*. 114 (3).
- Fehr, E. y Schmidt, K.M. (2001). Theories of fairness and reciprocity. Evidence and economic application. Documento de Trabajo 2703, CEPR.
- Feldstein, M.S. (2005). Rethinking social insurance. *American Economic Review* 95.
- Feres, J.C. y Mancero, X. (2001). Enfoques para la medición de la pobreza. Breve revisión de la literatura. Estudios Estadísticos y Prospectivos 4. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Feres, J.C. y Mancero, X. (2001). El método de las necesidades básicas insatisfechas (NBI) y sus aplicaciones a América Latina. Estudios estadísticos y prospectivos 7. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

- Ferreira, F.H. (2011). Distributions in motion. Economic growth, inequality, and poverty dynamics. Policy Research Working Paper 5424, Banco Mundial.
- Ferreira, F.H. y Gignoux, J. (2011). The measurement of inequality of opportunity: theory and an application to Latin America. *Review of Income and Wealth* 57 (4).
- Ferreira, F.H. y Ravallion, M. (2009). Poverty and inequality: The global context. En Salverda, W., Nolan, B. y Smeeding, T. (eds.), *The Oxford Handbook of Economic Inequality*. Oxford University Press.
- Ferreira, F.H. y Robalino, D. (2010). Social protection in Latin America. Achievements and limitations. Policy Research Working Paper 5305, Banco Mundial.
- Ferreira, S. y Veloso, F. (2006). Intergenerational mobility of wages in Brazil. *Brazilian Review of Econometrics* 26 (2).
- Ferro Luzzi, G., Flückiger, Y. y Weber, S. (2008). A cluster analysis of multidimensional poverty in Switzerland. En Kakwani, N. y Silber, J. (eds.), *Quantitative approaches to multidimensional poverty measurement*. Palgrave MacMillan.
- Fields, G. (2001). *Distribution and development: a new look at the developing world*. MIT Press y Russell Sage Foundation.
- Fields, G. y Fei, J. (1978). On inequality comparisons. *Econometrica* 46 (2).
- Fields, G. y Ok, E. (1996). The meaning and measurement of income mobility. *Journal of Economic Theory* 71 (2).
- Fields, G. y Ok, E. (1999). Measuring movement of incomes. *Economica* 66 (264).
- Filmer, D. y Pritchett, L.H. (2001). Estimating wealth effects without expenditure data or tears: an application to educational enrollments in states of India. *Demography* 38 (1).
- Fiszbein, A. y Giovagnoli, P. (2004). Hambre en la Argentina. *Desarrollo Económico* 43 (172).
- Fiszbein, A., Giovagnoli, P. y Thurston, N. (2003). Household behavior in the presence of crisis: evidence from Argentina, 2002. Mimeo. Banco Mundial.
- Fiszbein, A. y Schady, N. (2009). *Conditional cash transfers. Reducing present and future poverty*. Banco Mundial.
- Fitzenberger, B., Koenker, R. y Machado, J.A.F. (2002). *Economic applications of quantile regression*. Physica-Verlag.
- Fleurbaey, M. y Maniquet, F. (2010). A Theory of fairness and social welfare. Mimeo.

- Fluckiger, Y. y Silber, J. (1999). *The measurement of segregation in the labor force*. Physica-Verlag.
- Forbes, K. (2000). A reassessment of the relationship between inequality and growth. *American Economic Review* 90 (4).
- Forteza, A. (2011). Assessing redistribution within social insurance systems. The cases of Argentina, Brazil, Chile, Mexico and Uruguay Documento de Trabajo 13/11, Departamento de Economía. Universidad de la República.
- Foster, J. (1984). On economic poverty: a survey of aggregate measures. *Advances in Econometrics* 3.
- Foster, J., Greer, J. y Thorbecke, E. (1984). A class of decomposable poverty measures. *Econometrica* 52 (3).
- Foster, J. y Ok, E. (1999). Lorenz dominance and the variance of logarithms. *Econometrica*, 67 (4).
- Foster, J. y Shorrocks, A. (1991). Subgroup consistent poverty indices. *Econometrica* 59 (3).
- Foster, J. y Székely, M. (2008). Is economic growth good for the poor? Tracking low incomes using general means. *International Economic Review* 49 (4).
- Foster, J. y Wolfson, M. (1992). Polarization and the decline of the middle class: Canada and the US. Mimeo, Universidad de Vanderbilt.
- Fraiman, R., Justel, A. y Svarc, M. (2008). Selection of variables for cluster analysis and classification rules. *Journal of the American Statistical Association* 103 (483).
- Freud, S. (1930). *El malestar en la cultura*. Amorrortu editores.
- Fullerton, D. y Metcalf, G. (2002). Tax incidence. Documento de Trabajo 8829, NBER.
- Fullerton, D. y Rogers, D. (1993). *Who bears the lifetime tax burden?*. The Brookings Institution.
- Galasso, E. y Ravallion, M. (2004). Social protection in a crisis: Argentina's Plan Jefes y Jefas. *World Bank Economic Review* 18 (3).
- Galiani, S. (2010). Social mobility: what is it and why does it matter? Documento de Trabajo 101, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Ganauza, E., Taylor, L. y Morley, S. (1998). *Política macroeconómica y pobreza en América Latina y el Caribe Central*. PNUD-CEPAL.
- García Valiñas, M. (2005). More income inequality or not? An empirical analysis of individuals' preferences. Documento de Trabajo 2005-23 de CREMA.

- Gasparini, L. (1998). Incidencia distributiva del sistema impositivo argentino. En FIEL (ed.), *La reforma tributaria en Argentina*, Editorial de la Fundación de Investigaciones Económicas Latinoamericanas.
- Gasparini, L. (2002). On the measurement of unfairness: an application to high school attendance in Argentina. *Social Choice and Welfare* 19.
- Gasparini, L. (2006). Assessing benefit-incidence results using decompositions. The case of health policy in Argentina. *Economics Bulletin* 4 (40).
- Gasparini, L. (2011). Reducing poverty in Latin America through social protection and growth. Assessment and projections. Documento de trabajo CEDLAS-IDRC.
- Gasparini, L., Alejo, J., Haimovich, F., Olivieri, S. y Tornarolli, L. (2010). Poverty among older people in Latin America and the Caribbean. *Journal of International Development* 22 (2).
- Gasparini, L., Cruces, G. y Tornarolli, L. (2011). Recent trends in income inequality in Latin America. *Economía* 10 (2).
- Gasparini, L. y Glüzmann, P. (2011). Estimating income poverty and inequality from the Gallup World Poll: the case of Latin America and the Caribbean. Documento de trabajo, CEDLAS.
- Gasparini, L., Glüzmann, P., Sánchez, R. y Tornarolli, L. (2008). Spatial welfare disparities in Latin America and the Caribbean. Documento de trabajo, CEDLAS.
- Gasparini, L., Gutiérrez, F. y Tornarolli, L. (2007). Growth and income poverty in Latin America and the Caribbean: evidence from household surveys. *Review of Income and Wealth* 53 (2).
- Gasparini, L., Horenstein, M., Molina, E. y Olivieri, S. (2008). Income polarization in Latin America: Patterns and links with institutions and conflict. *Oxford Development Studies*, 36 (4).
- Gasparini, L., Jaume, D., Serio, M. y Vazquez, E. (2011). La segregación escolar en Argentina. Reconstruyendo la evidencia. *Desarrollo Económico*, en prensa.
- Gasparini, L. y Lustig, N. (2011). The rise and fall of income inequality in Latin America. En Ocampo, J. y Ros, J. (eds.), *The Oxford Handbook of Latin American Economics*. Oxford University Press.
- Gasparini, L. y Porto, A. (1995). Medidas de equidad y política fiscal: teoría y una aplicación. En Porto, A. (ed.), *Finanzas Públicas y Economía Espacial*, Universidad Nacional de La Plata.

- Gasparini, L. y Sosa Escudero, W. (2004). Implicit rents from own-housing and income distribution. Econometric estimates for Greater Buenos Aires. *Journal of Income Distribution*, 12 (1-2).
- Gasparini, L., Sosa Escudero, W., Marchionni, M. y Olivieri, S. (2011). Multidimensional poverty in Latin America and the Caribbean: new evidence from the Gallup World Poll. *Journal of Economic Inequality*, en prensa.
- Gasparini, L. y Tornarolli, L. (2009). Labor informality in Latin America and the Caribbean: patterns and trends from household survey microdata. *Revista Desarrollo y Sociedad* 63 (1).
- Gaviria, A. y Pagés, C. (1999). Patterns of crime victimization in Latin America. Documento de Trabajo 408, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Gaviria, A. y Vélez, C.E. (2001). Who bears the burden of crime in Colombia?. Informe de Investigación 003776, Fedesarrollo.
- Gertler, P. (2004). Do conditional cash transfers improve child health? Evidence from PROGRESA's control randomized experiment. *American Economic Review* 94.
- Gertler, P. y Glewwe, P. (1990). The willingness to pay for education in developing countries: Evidence from rural Peru. *Journal of Public Economics* 42 (3).
- Gibrat, R. (1931). *Les inégalités économiques*. Sirey.
- Gibson, J., Huang, J. y Rozelle, S. (2003). Improving estimates of inequality and poverty from urban China's household income and expenditure survey. *Review of Income and Wealth* 49 (1).
- Gini, C. (1921). Measurement of inequality of incomes. *The Economic Journal*.
- Glaeser, E., Resseger, M. y Tobio, K. (2008). Urban inequality. Documento de Trabajo 14419, NBER.
- Glewwe, P. y van der Gaag, J. (1990). Identifying the poor in developing countries: do different definitions matter? *World Development* 18 (6).
- Glick, P. y Razakamanantsoa, M. (2001). The distribution of social services in Madagascar, 1993-99. Documento de Trabajo 128, CFNPP.
- Glick, P. y Sahn, D. (2000). Schooling of girls and boys in a West African country: the effects of parental education, income, and household structure. *Economics of Education Review* 19 (1).

- Glüzmann, P. (2011). Desigualdad del ingreso y del bienestar subjetivo. Mimeo. CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.
- Glüzmann, P. y Sturzenegger, F. (2009). An estimation of CPI biases in Argentina 1985-2005, and its implications on real income growth and income distribution. Documento de Trabajo 87, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Godfrey, L.G. (1989). *Misspecification tests in econometrics*. Cambridge University Press.
- Goedhart, T., Halberstadt, V., Kapteyn, A. y van Praag, B. (1977). The poverty line: Concept and measurement. *Journal of Human Resources* 12 (4).
- Goldthorpe, J. y McKnight, A. (2004). The economic basis of social class. Documento de Trabajo 80 del Centre for Analysis of Social Exclusion. London School of Economics.
- Gómez Sabaini, J., Santieri, J. y Rossignolo, D. (2002). La equidad distributiva y el sistema tributario: un análisis para el caso argentino. Serie Gestión Pública 20. Instituto Latinoamericano y del Caribe de Planificación Económica y Social.
- Goñi, E., López, H. y Servén, L. (2008). Fiscal redistribution and income inequality in Latin America. Policy Research Working Paper 4487, Banco Mundial.
- Gourieroux, C., Monfort, A. y Trognon, A. (1984). Pseudo maximum likelihood methods: Applications to Poisson models. *Econometrica* 52 (3).
- Graham, C. (2010). *Happiness around the world: the paradox of happy peasants and miserable millionaires*. Oxford University Press.
- Graham, C. y Lora, E. (eds.), (2009). *Paradox and perception: measuring quality of life in Latin America*. The Brookings Institution Press.
- Grawe, N. (2001). Intergenerational mobility in the US and abroad: quantile and mean regression measures. Departamento de Economía, Universidad de Chicago.
- Greene, W. (2000). *Econometric analysis*. MacMillan.
- Grosh, M. (1992). *De los principios a la práctica: la focalización de programas sociales en América Latina*. Programa de Estudios Regionales del Banco Mundial.
- Grosh, M. y Glewwe, P. (eds.), (2000). *Designing household survey questionnaires for developing countries: lessons from 15 years of the Living Standards Measurement Study*. Banco Mundial.
- Groves, R. y Couper, M. (1998). *Nonresponse in household interview surveys*. Wiley.
- Haddad, L. y Kanbur, R. (1990). How serious is the neglect of intra-household inequality? *Economic Journal* 100 (402).

- Hammer, J., Nabi, I. y Cercone, J. (1995). Distributional effects of social sector expenditures in Malaysia, 1974 to 1989. En van de Walle, D. y Nead, K. (eds.). *Public spending and the poor. Theory and evidence*. Banco Mundial y John Hopkins University Press.
- Härdle, W. y Simar, L. (2007). *Applied multivariate statistical analysis*. Springer.
- Havemann, R. y Wolff, E. (2005). The concept and measurement of asset poverty. Levels, trends and composition for the US 1983-2001. *Journal of Economic Inequality* 2 (2).
- Heckman, J. (1978). Dummy endogenous variables in a simultaneous equation. *Econometrica* 46 (4).
- Heckman, J., Lalonde, R. y Smith, J. (1999). The economics and econometrics of active labor market programs. En Ashenfelter, O. y Card, D. (eds.), *Handbook of Labor Economics*. Vol. 3, parte A. Elsevier.
- Hentschel, H., Lanjouw, J., Lanjouw, P. y Poggi, J. (2000). Combining census and survey data to trace the spatial dimensions of poverty: a case study of Ecuador. *The World Bank Economic Review* 14 (1).
- Herrera, J. (1999). Ajuste económico, desigualdad y movilidad. En Webb (ed.), *Pobreza y Economía Social. Análisis de una encuesta ENNIV-1997*. Instituto Cuanto.
- Hertz, T., Jayasundera, T., Piraino, T., Selcuk, S., Smith, N. y Verashchagina, A. (2007). The inheritance of educational inequality: international comparisons and fifty-year trends. *The B.E. Journal of Economic Analysis & Policy* 7 (2).
- Hirschberg, J., Maasoumi, E. y Slottje, D. (1991). Cluster analysis for measuring welfare and quality of life across countries. *Journal of Econometrics* 50 (1-2).
- Hirschman, A. (1973). The changing tolerance for income inequality in the course of economic development. *The Quarterly Journal of Economics* 87 (4).
- Hollander, M. y Wolfe, D. (1973). *Nonparametric statistical methods*. Wiley.
- Howes, S. y Lanjouw, J. (1998). Does sample design matter for poverty rate comparisons? *The Review of Income and Wealth* 44 (1).
- Hoyos, A. y Ñopo, A. (2010) Evolution of gender wage gaps in Latin America at the turn of the twentieth century: an addendum to “New Century, Old Disparities”. Documento de Trabajo 4665 del Research Department, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Hume, D. (1748). *An enquiry concerning human understanding*.
- Hyson, R. (2003). Differences in intergenerational mobility across the earnings distribution. Documento de Trabajo 364, U.S. Bureau of Labor Statistics.

- Jácome, H. y Cicowiez, M. (2011). El tratado de libre comercio con la Unión Europea: efectos económicos y distributivos para el Ecuador. En Jácome, H. (coord.). El retorno de las carabelas: acuerdo comercial multipartes entre Ecuador y la Unión Europea. Serie Cuadernos de Trabajo FLACSO.
- Jalan, J. y Ravallion, M. (2003). Estimating the benefit incidence of an anti-poverty program. *Journal of Business and Economic Statistics* 21 (1).
- James, D. y Taeuber, K. (1985). Measures of segregation. *Sociological Methodology* 15.
- Jaramillo, M. y Saavedra, J. (2011). Menos desiguales: la distribución del ingreso luego de las reformas estructurales. Documento de Investigación 59, GRADE.
- Jargowsky, P. (1996). Take the money and run: economic segregation in U.S. metropolitan areas. *American Sociological Review* 61 (6).
- Jarque, C. y Bera, A. (1982). Model specification tests: a simultaneous approach. *Journal of Econometrics* 20.
- Jenkins, S. y Lambert, P. (1997). Three 'I's of poverty curve, with an analysis of UK poverty trends. *Oxford Economic Papers* 49 (3). Oxford University Press.
- Jiménez, M. (2011). Un análisis empírico de las no linealidades en la movilidad intergeneracional del ingreso. El caso de la Argentina. Documento de Trabajo 114, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Johnson, R. y Wichern, D. (1998). *Applied multivariate statistical analysis*. Prentice-Hall.
- Jolliffe, D. (2001). Measuring absolute and relative poverty: the sensitivity of estimated household consumption to survey design. *Journal of Economic and Social Measurement* 27 (1).
- Jolliffe, D. y Semykina, A. (2000). Robust standard errors for the Foster-Greer-Thorbecke class of poverty indices. *Stata Technical Bulletin Reprints* 8.
- Jones, C. y Klenow, P. (2010). Beyond GDP? Welfare across countries and time. Documento de Trabajo 16352, NBER.
- Justino, P. (2005). Empirical applications of multidimensional inequality analysis. Documento de Trabajo 23, PRUS, Universidad de Sussex.
- Kakwani, N. (1980). On a class of poverty measures. *Econometrica* 48 (2).
- Kakwani, N. (1984). Welfare ranking of income distributions. *Advance in Econometrics* 3. JAI Press.

- Kakwani, N. (1993). Performance in living standards: an international comparison. *Journal of Development Economics* 41 (2).
- Kakwani, N. (2004). New global poverty counts. *In Focus*, International Poverty Centre.
- Kakwani, N., Khandker, S. y Son, H. (2003). Poverty equivalent growth rate: with applications to Korea and Thailand. Mimeo. Economic Commission for Africa.
- Kakwani, N. y Pernia, E. (2000). What is pro-poor growth? *Asian Development Review* 18.
- Kakwani, N. y Silber, J. (eds.), (2007). *The many dimensions of poverty*. Palgrave Macmillan.
- Kakwani, N. y Son, H. (2005). On assessing pro-poorness of government programmes: international comparisons. Documento de Trabajo 6, International Poverty Centre. UNDP.
- Kalecki, M. (1945). On the Gibrat distribution. *Econometrica* 13 (2).
- Kanbur, R. (1987). Measurement and alleviation of poverty. Documento de Trabajo 36, Fondo Monetario Internacional.
- Kaplow, L. (2002). Why measure inequality? Documento de Trabajo 9342, NBER.
- Kapteyn, A., Kooreman, P. y Willemse, R. (1988). Some methodological issues in the implementation of subjective poverty definitions. *Journal of Human Resources* 23 (2).
- Kaur, A., Prakasa Rao, B. y Singh, H. (1994). Testing for second-order stochastic dominance of two distributions. *Econometric Theory* (10).
- Kennedy, P. (2003). *A guide to econometrics*. MIT Press Book.
- Klevmarcken, A. (1982). Missing variables and two-stage least-squares estimation from more than one data set. Documento de Trabajo 62, Research Institute of Industrial Economics.
- Koenker, R. (2005). *Quantile regression*. Cambridge University Press.
- Kolm, S.C. (1969). The optimal production of social justice. En Margolis J. y Guitton, H. (eds.), *Public Economics*. Macmillan.
- Kolm, S.C. (1976). Unequal inequalities. *Journal of Economic Theory* 12 (3).
- Korinek, A., Mistiaen, J. y Ravallion, M. (2006). Survey nonresponse and the distribution of income. *Journal of Economic Inequality* 4 (2).
- Kotlikoff, L. y Summers, L. (1987). Tax incidence. En Auerbach, A. y Feldstein, M. (eds.), *Handbook of Public Economics*, Vol. 2. Capítulo 16. Elsevier.

- Kraay, A. (2006). When is growth pro-poor? Evidence from a panel of countries. *Journal of Development Economics* 80.
- Kreuter, F. y Valliant, R. (2007). A survey on survey statistics: what is done and can be done in STATA. *The STATA Journal* 7 (1).
- Kuznets, S. (1995). Economic growth and income inequality. *The American Economic Review* 45 (1).
- Lambert, P. (2001). *The distribution and redistribution of income*. Manchester University Press.
- Lanjouw, J. y Lanjouw, P. (2001). How to compare apples and oranges: poverty measurement based on different definitions of consumption. *Review of Income and Wealth* 47 (1).
- Lanjouw, P., Luoto, J. y McKenzie, D. (2011). Using repeated cross-sections to explore movements in and out of poverty. Policy Research Working Paper Series 5550, Banco Mundial.
- Lanjouw, P., Pradhan, M., Saadah, F., Sayed, S. y Sparrow, R. (2002). Pobreza, educación y salud en Indonesia: ¿Quién se beneficia del gasto público? En Morrisson, C. (ed.), *Education and health expenditure, and development: the cases of Indonesia and Peru*. OECD.
- Lanjouw, P. y Ravallion, M. (1999). Benefit incidence and the timing of program capture. *World Bank Economic Review* 13 (2).
- Layard, R. (2005). *Happiness: lessons from a new science*. Penguin Press.
- Layard, R., Mayraz, G. y Nickell, S. (2009). Does relative income matter? Are the critics right? Documento de Trabajo 918 de CEP.
- Lee, M. (2005). *Microeconometrics for policy, program, and treatment effects*. Oxford University Press.
- Lefranc, A., Pistolesi, N. y Trannoy, A. (2008). Inequality of opportunities vs. inequality of outcomes: are western societies all alike? *The Review of Income and Wealth* 54 (4).
- Le Grand, J. (1991). *Equity and choice. An essay in Economics and Applied Philosophy*. Harper Collins Academic.
- Leigh, A. (2007). How closely do top income shares track other measures of inequality? *Economic Journal* 117 (524).
- Lemeshow, S. y Levy, P. (1999). *Sampling of populations: methods and applications* Wiley.

- Lerman, R.I. y Yitzhaki, S. (1985). Income inequality effects by income source: a new approach and application to the U.S.. *Review of Economics and Statistics* 67 (1).
- Levitt, S.D. y Dubner, S.J. (2006). *Freakonomics: a rogue economist explores the hidden side of everything*. William Morrow.
- Lewis, A. (1983). Development and distribution. En Gersovitz, M. (ed.), *Selected economic writings of W. Arthur Lewis*. New York University Press.
- Ligon, E. y Schechter, L. (2003). Measuring vulnerability. *Economic Journal* 113 (486).
- Lillard, L. y Willis, R. (1978). Dynamic aspects of earning mobility. *Econometrica* 46 (5).
- Lindenboim, J., Graña, J. y Kennedy, D. (2005). Distribución funcional del ingreso en Argentina. Ayer y hoy. Documento de Trabajo 4, CEPED-IIE-FCE-UBA.
- Lipton, M. y Ravallion, M. (1995). Poverty and policy. En Behrman, J. y Srinivasan, T.N. (eds.), *Handbook of Development Economics*. Vol. 3B. Capítulo 41.
- Lódola, A., Busso, M. y Cerimedo, F. (2000). Sesgos en el índice de precios al consumidor: el sesgo plutocrático en Argentina. *Anales de la AAEP*.
- Lofgren, H., Lee Harris, R. y Robinson, S. (2002). A standard Computable General Equilibrium (CGE) model in GAMS. Microcomputers in Policy Research 5, International Food Policy Research Institute.
- Londoño, J. y Székely, M. (2000). Persistent poverty and excess inequality: Latin America, 1970-1995. *Journal of Applied Economics* 3 (1).
- López, H. y Servén, L. (2006). A normal relationship? Poverty, growth, and inequality. Policy Research Working Paper Series 3814, Banco Mundial.
- López-Calva, L.F. y Lustig, N. (eds.), (2009). *The new dynamics of income inequality in Latin America*. The Brookings Institution Press.
- López-Calva, L.F. y Ortiz -Juárez, E. (2009). The middle class in Mexico and Chile: a review of measures. Mimeo, RBLAC-UNDP.
- López-Calva, L.F. y Ortiz-Juárez, E. (2009). Medición multidimensional de la pobreza en México: significancia estadística en la inclusión de dimensiones no monetarias. *Estudios Económicos*, Número Extraordinario 1.
- López-Pablos, R. (2009). Midiendo la pobreza antropométrica en Argentina. Documento de trabajo 85, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Lora, E. (2008). *Beyond facts: understanding quality of life*. Banco Inter-Americano de Desarrollo.

- Lorenz, M. (1905). Methods of measuring the concentration of wealth. *Publications of the American Statistical Association* 9 (70).
- Lovell, C., Richardson, S., Travers, P. y Wood, L. (1994). Resources and functionings: a new view of inequality in Australia. En Eichhorn, W. (ed.), *Models and measurement of welfare and inequality*. Springer-Verlag.
- Luchetti, L. (2006). Caracterización de la percepción del bienestar y cálculo de la línea de pobreza subjetiva en Argentina. Documento de Trabajo 40, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Lugo, M.A. (2007). Comparing multidimensional indices of inequality: methods and application. En Bishop, J. y Amiel, Y. (eds.), *Inequality and poverty – Papers from the Society for the Study of Economic Inequality's inaugural meeting. Research on Economic Inequality*, Vol. 14. Elsevier.
- Lustig, N. (1995). *Coping with austerity. Poverty and inequality in Latin America*. The Brookings Institution.
- Lustig, N. (2011). Fiscal policy and income redistribution in Latin America: challenging the conventional wisdom. Mimeo, Commitment to Equity Initiative (CEQ), Inter-American Dialogue and Tulane University.
- Lustig, N. (2011). Multidimensional indices of achievements and poverty: what do we gain and what do we lose? Documento de Trabajo 1121, Universidad de Tulane.
- Maasoumi, E. (1986). The measurement and decomposition of multi-dimensional inequality. *Econometrica* 54 (4).
- Maasoumi, E. (1999). Multidimensional approaches to welfare analysis. En Silber, J. (ed.), *Handbook on Income Inequality Measurement*. Kluwer Academic Publishers.
- Maasoumi, E. y Lugo, M.A. (2008). The information basis of multivariate poverty assessments. Mimeo. Departamento de Economía, Emory University.
- Maasoumi, E. y Nickelsburg, G. (1988). Multivariate measures of well-being and an analysis of inequality in the Michigan data. *Journal of Business & Economic Statistics* 6 (3).
- Madden, D. (2000). Relative or absolute poverty lines: a new approach. *Review of Income and Wealth* 46 (2).
- Marchionni, M., Sosa Escudero, W. y Alejo, J. (2008a). Efectos distributivos de esquemas alternativos de tarifas sociales: una exploración cuantitativa. En Navajas, F. (ed.), *La tarifa social en los sectores de infraestructura en la Argentina*. Editorial Temas.

- Marchionni, M., Sosa Escudero, W. y Alejo, J. (2008b). La incidencia distributiva del acceso, gasto y consumo de los servicios públicos. En Navajas, F. (ed.), *La tarifa social en los sectores de infraestructura en la Argentina*. Editorial Temas.
- Mas Colell, A., Whinston, M. y Green, J. (1995). *Microeconomic theory*. Oxford University Press.
- Massey, D.S. y Denton, N. (1988). The dimensions of racial segregation. *Social Forces* 67 (2).
- McFadden, D. (1999). Computing willingness to pay in random utility models. En Melvin, Moore y Riezman (eds.). *Trade, theory and econometrics*. Routledge.
- McKenzie, D. (2006). Distinguishing age, cohort and time effects in the additive model. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 68 (4).
- Medina, F. y Galván, M. (2008). Descomposición del coeficiente de Gini por fuentes de ingreso: Evidencia empírica para América Latina 1999-2005. *Estudios Estadísticos y Prospectivos* 63, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Meerman, J. (1979). *Public expenditure in Malaysia: who benefits and why?* Oxford University Press.
- Merz, J. y Rathjen, T. (2009). Time and income poverty: an interdependent multidimensional poverty approach with German time use diary data. Documento de Trabajo 79, Research Institute on Professions (Forschungsinstitut Freie Berufe). LEUPHANA, Universidad de Lüneburg.
- Meyer, B. y Sullivan, J. (2003). Measuring the well-being of the poor using income and consumption. *Journal of Human Resources* 38 (S).
- Meyer, B. y Sullivan, J. (2007). Further results on measuring the well-being of the poor using income and consumption. Documento de Trabajo 0719, Harris School of Public Policy Studies, Universidad de Chicago.
- Meyer, B. y Sullivan, J. (2009). Five decades of consumption and income poverty. Documento de Trabajo 0907, Harris School of Public Policy Studies, Universidad de Chicago.
- Milanovic, B. (2002). True world income distribution, 1988 and 1993: first calculation based on household surveys alone. *Economic Journal* 112 (476).
- Milanovic, B. (2003). Can we discern the effect of globalization on income distribution? Evidence from households' surveys. *World Bank Economic Review* 19 (1).

- Milanovic, B. (2005). *Worlds Apart: measuring international and global inequality*. Princeton University Press.
- Milanovic, B. (2009). Global inequality recalculated: the effect of new 2005 PPP estimates on global inequality. MPRA Paper, University Library of Munich.
- Milanovic, B. (2011). Global inequality: from class to location, from proletarians to migrants. Policy Research Working Paper Series 5820, Banco Mundial.
- Milanovic, B., Lindert, P y Williamson, J. (2007). Ancient Inequality. Documento de trabajo 13550, NBER.
- Milanovic, B. y Yitzhaki, S. (2002). Decomposing world income distribution: does the world have a middle class? *Review of Income and Wealth* 48 (2).
- Mills, J. y Zandvakili, S. (1997). Statistical inference via bootstrapping for measures of inequality. *Journal of Applied Econometrics* 12 (2).
- Mistiaen, J. y Ravallion, M. (2003). Survey compliance and the distribution of income, Policy Research Working Paper Series 2956, Banco Mundial.
- Molinas-Vega, J., Barros, R., Saavedra, J. y Giugale, M. (2010). *Do our children have a chance? The 2010 Human Opportunity Report for Latin America and the Caribbean*. Banco Mundial.
- Morales, E. (1988). Canasta básica de alimentos – Gran Buenos Aires. Documento de Trabajo 3, INDEC / IPA.
- Morley, S.A. (2001). *The income distribution problem in Latin America and the Caribbean*. Naciones Unidas.
- Moyes, P. (1987). A new concept of Lorenz domination. *Economics Letters* 23 (2).
- Muller, C. y Trannoy, A. (2003). Multidimensional inequality comparisons: a compensation perspective. Mimeo, THEMA.
- Musgrave, R., Case, K. y Leonard, H. (1974). The distribution of fiscal burdens and benefits. *Public Finance Quarterly* 2.
- Mussard, S. y Pi Alperin, M. (2005). Multidimensional decomposition of poverty: a fuzzy set approach. Documento de Trabajo 05-08, Departamento de Economía. Universidad de Sherbrooke.
- Mussard, S. y Richard, P. (2008). Linking Yitzhaki's and Dagum's Gini decompositions. Documento de Trabajo 08-21, Departamento de Economía. Universidad de Sherbrooke.

- National Research Council (1995). *Measuring poverty: a new approach*. National Academy Press.
- Navajas, F. y Porto, A. (1988). Características distributivas, presupuestos familiares y el impacto distributivo de las tarifas públicas. *Económica* 34 (1).
- Navarro, A. (2007). Exploring income mobility patterns in Argentina using quantile Regression. *Anales de la AAEP*.
- Neri, M. (2003). A new incidence analysis of Brazilian social policies using multiple data sources. Documento de Trabajo 520, EPGE.
- Newbery, D. y Stern, N. (eds.), (1987). *The theory of taxation for developing countries*. Oxford University Press.
- Newman, J., Azevedo, J., Saavedra, J. y Molina, E. (2008). The real bottom line: benchmarking performance in poverty reduction in Latin America and the Caribbean. Banco Mundial.
- Nozick, R. (1974). *Anarchy, state and utopia*. Basic Books.
- Núñez, J. y Miranda, L. (2007). Recent findings on intergenerational income and educational mobility in Chile. Documento de Trabajo 244, Departamento de Economía. Universidad de Chile.
- Nussbaum, M. (2003). Capabilities as fundamental entitlements: Sen and social justice. *Feminist Economics* 9 (2-3).
- O'Donnell, O., van Doorslaer, E., Wagstaff, A. y Lindelow, M. (2008). *Analyzing health equity using household survey data. A guide to techniques and their implementation*. Banco Mundial.
- OECD (2008). *Growing unequal? Income distribution and poverty in OECD countries*. Organisation for Economic Co-operation and Development.
- Oliver, M. y Shapiro, T. (1997). *Black wealth/white wealth: A new perspective on racial inequality*. Routledge Press.
- Olivieri, S. (2009). Debilitamiento de la clase media: Gran Buenos Aires 1986-2004. Documento de Trabajo, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Orcutt, G.H. (1957). A new type of socio-economic system. *The Review of Economics and Statistics* 39 (2).
- Orshansky, M. (1963). Children of the poor. *Social Security Bulletin* 26.
- Osberg, L. y Sharpe, A. (2005). How should we measure well-being? *Review of Income and Wealth* 51 (2).

- Osmani, S. (ed.), (1992). *Nutrition and poverty*. Oxford University Press.
- Paes de Barros, R., de Carvalho, M. y Franco, S. (2006). Pobreza multidimensional no Brasil. Documento de Trabajo 1227, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.
- Paes de Barros, R., de Carvalho, M., Franco, S., Ganuza, E. y Mendonca, R. (2005). *Crecimiento con equidad. La lucha contra la pobreza en Centroamérica*. PNUD, IPEA, Alfaomega.
- Paes de Barros, R., Ferreira, F., Molinas, J. y Saavedra, J. (2009). *Measuring inequality of opportunities in Latin America and the Caribbean*. Banco Mundial.
- Pareto, W. (1897). *Cours d'Économie Politique*. F. Rouge.
- Parker, S. y Skoufias, E. (2001). Conditional cash transfers and the impact on child work and schooling: evidence from the PROGRESA program in Mexico. *Economia*. Vol. 2, 1 (1).
- Paukert, F. (1973). Income distribution at different levels of development: a survey of evidence. *International Labour Review* 108 (2-3).
- Pechman, J. (1985). *Who paid the taxes, 1966-85?* The Brookings Institution.
- Peltzman, S. (2009). Mortality inequality. *Journal of Economic Perspectives* 23 (4).
- Pen, J. (1973). A parade of dwarfs (and a few giants). En Atkinson, A. (ed.), *Wealth, income and inequality: selected readings*. Penguin Books.
- Perry, G., Arias, O., López, J., Maloney, W. y Servén, L. (2006). *Poverty reduction and growth: virtuous and vicious circles*. Banco Mundial.
- Perry, G. y Wodon, Q. (2004). Taxation, public expenditures on inequality: myths and realities. En De Ferranti, D., Perry, G., Ferreira, F. y Walton, M. (2004). *Inequality in Latin America: breaking with history?* Banco Mundial.
- Petrei, A. (1995). Distribución del ingreso: el papel del gasto público social. VII Seminario Regional de Política Fiscal. Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Petrei, H. (1988). *El gasto público social y sus efectos distributivos. Un examen comparativo de cinco países de América Latina*. ECIEL.
- Piketty, T. y Saez, E. (2006). The evolution of top incomes: a historical and international perspective. *American Economic Review* 92 (2).
- Pinkovskiy, M. (2008). Testing lognormal mixtures against the generalized beta distribution as a parametric model for the distributions of income and expenditure. Mimeo. Universidad de Columbia.

- Pinkovskiy, M. y Sala-i-Martin, X. (2009). Parametric estimations of the world distribution of income. Documento de Trabajo 15433, NBER.
- Portes, A. y Hoffman, K. (2003). Latin American class structures: their composition and change during the neoliberal era. *Latin American Research Review* 38 (1).
- Porto, A. (1989). Economía del bienestar: teoría y política económica. *Económica* 35 (1-2).
- Porto, G. (2006). Using survey data to assess the distributional effects of trade policy. *Journal of International Economics* 70.
- Poterba, J. (1989). Lifetime incidence and the distributional burden of excise taxes. *American Economic Review* 79 (2).
- Pradhan, M. y Ravallion, M. (2000). Measuring poverty using qualitative perceptions of consumption adequacy. *The Review of Economics and Statistics* 82 (3).
- Prados de la Escosura, L. (2007). Inequality and poverty in Latin America: a long-run exploration. En Hatton, T.J., O'Rourke, K.H. and Taylor, A.M. (eds.), *The New Comparative Economic History*. MIT Press.
- Prais, S. (1959). Whose cost of living? *Review of Economics and Statistics* 26.
- Pressman, S. (2007). The decline of the middle class: an international perspective. *Journal of Economic Issues* 41 (1).
- Psacharopoulos, G., Morley, S., y Fiszbein, A. (1993). Poverty and income distribution in Latin America: the story of the 1980s. Reporte 27 de la División de Recursos Humanos, Banco Mundial.
- Pyatt, G. (1976). On the interpretation and disaggregation of Gini coefficients. *Economic Journal* 86.
- Ramos, X. (2005). Using efficiency analysis to measure individual well-being with an illustration for Catalonia. IZA Discussion Papers 1748, Institute for the Study of Labor.
- Ravallion, M. (1988). Expected poverty under risk-induced welfare variability. *Economic Journal* 98 (393).
- Ravallion, M. (1997). Can high inequality development countries escape absolute poverty? *Economics Letters* 56.
- Ravallion, M. (1998). Poverty lines in theory and practice. Documento de Trabajo 133, LSMS, Banco Mundial.

- Ravallion, M. (1999). Is more targeting consistent with less spending? *International Tax and Public Finance* 6 (3).
- Ravallion, M. (2001). Measuring aggregate welfare in developing countries: How well do national accounts and surveys agree? Policy Research Working Paper Series 2665, Banco Mundial.
- Ravallion, M. (2001). Growth, inequality and poverty: looking beyond averages. *World Development* 29 (11).
- Ravallion, M. (2003). The debate on globalization, poverty and inequality: why measurement matters. *International Affairs* 79 (4).
- Ravallion, M. (2004). Pro-poor growth: a primer. Documento de Trabajo 3242, Research Department, Banco Mundial.
- Ravallion, M. (2005). Evaluating anti-poverty programs. Policy Research Working Paper Series 3625, Banco Mundial.
- Ravallion, M. (2007). Inequality is bad for the poor. En Jenkins, P. y Micklewright, J. (eds.), *Inequality and Poverty Re-examined*. Oxford University Press.
- Ravallion, M. (2008). Which poverty line? A response to Reddy. *One Pager* 53, International Policy Centre for Inclusive Growth.
- Ravallion, M. (2009). The developing world's bulging (but vulnerable) 'middle class'. Policy Research Working Paper Series 4816, Banco Mundial.
- Ravallion, M. (2010). Mashup indices of development. Policy Research Working Paper Series 5432, Banco Mundial.
- Ravallion, M. (2011). On multidimensional indices of poverty. Policy Research Working Paper Series 5580, Banco Mundial.
- Ravallion, M. y Chen, S. (1997). What can new survey data tell us about recent changes in distribution and poverty? *World Bank Economic Review* 11 (2).
- Ravallion, M. y Chen, S. (2003). Measuring pro-poor growth. *Economic Letters* 78.
- Ravallion, M. y Chen, S. (2009). Weakly relative poverty. Policy Research Working Paper Series 4844, Banco Mundial.
- Ravallion, M., Chen, S. y Sangraula, P. (2008). Dollar a day revisited. Policy Research Working Paper Series 4620, Banco Mundial.
- Ravallion, M., Datt, G. y van de Walle, D. (1991). Quantifying absolute poverty in the developing world. *Review of Income and Wealth* 37 (4).

- Ravallion, M. y Lokshin, M. (2001). Identifying welfare effects from subjective questions. *Economica* 68 (271).
- Ravallion, M. y Lokshin, M. (2002). Self-rated economic welfare in Russia. *European Economic Review* 46 (8).
- Ravallion, M., van de Walle, D. y Gautam, M. (1995). Testing a social safety net. *Journal of Public Economics* 57 (2).
- Rawls, J. (1971). *A theory of justice*. Harvard University Press.
- Reddy, S. (2008). Are estimates of poverty in Latin America reliable? *One Pager* 52, International Policy Centre for Inclusive Growth.
- Reddy, S. y Pogge, T. (2010). How not to count the poor. En Anand, S., Segal, P. y Stiglitz, J. (eds.), *Debates in the Measurement of Global Poverty*. Oxford University Press.
- Ricardo, D. (1817). *On the Principles of Political Economy and Taxation*.
- Rio Group (2006). *Compendium of best practices in poverty measurement*. Expert Group on Poverty Statistics.
- Robinson, S. (1976). A note on the U hypothesis relating income inequality and economic development. *American Economic Review* 66 (3).
- Robinson, S. (1989). Multisectoral models. En Chenery, H. y Srinivasan, T.N. (eds.), *Handbook of Development Economics*, Vol. 2. North Holland.
- Robinson, S. y Sokoloff, K. (2003). Historical roots of Latin American inequality. En De Ferranti, D., Perry, G., Ferreira, F. y Walton, M. (2004). *Inequality in Latin America: breaking with history?* Banco Mundial.
- Roemer, J. (1998). *Equality of opportunity*. Harvard University Press.
- Roemer, J. (2004). Equal opportunity and intergenerational mobility: going beyond intergenerational income transition matrices. En Corak, M. (ed.), *Generational income mobility in North America and Europe*. Cambridge University Press.
- Rosenbaum, P. y Rubin, D. (1983). The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika* 70 (1).
- Rowntree, B.S. (1901). *Poverty: a study of town life*. Macmillan.
- Rubin, D. (1987). *Multiple imputation for nonresponse in surveys*. John Wiley and Son.
- Rutherford, R. (1955). Income distributions: a new model. *Econometrica* 23 (3).

- Sahn, D. y Stifel, D. (2003). Exploring alternative measures of welfare in the absence of expenditure data. *Review of Income and Wealth* 49 (4).
- Sala-i-Martin, X. (2006). The world distribution of income: falling poverty and ... convergence, period. *The Quarterly Journal of Economics* 121 (2).
- Samuelson, P.A. (1974). Complementarity – an essay on the 40th anniversary of the Hicks-Allen revolution in demand theory. *Journal of Economic Literature* 15.
- Sarndal, C., Swensson, B. y Wretman, J. (2003). *Model assisted survey sampling*. Springer.
- Scott, J. (2004). Eficiencia redistributiva de los programas contra la pobreza en México. Documento de Trabajo 330, Centro de Investigación y Docencia Económicas.
- Selowsky, M. (1979). *Who benefits from government expenditures. A case study of Colombia*. Oxford University Press.
- Sen, A. (1973). *On economic inequality*. Norton.
- Sen, A. (1976). Poverty: an ordinal approach to measurement. *Econometrica* 44 (2).
- Sen, A. (1976). Real national income. *Review of Economic Studies* 43 (1).
- Sen, A. (1983). Poor, relatively speaking. *Oxford Economic Papers* 35 (2).
- Sen, A. (1984). Rights and capabilities. En Sen, A. (ed.), *Resources, values and development*. Basil Blackwell.
- Sen, A. (1987). The standard of living. En Hawthorn, G. (ed.), *The standard of living*. Cambridge University Press.
- Sen, A. (1992). *Inequality reexamined*. Oxford University Press.
- Sen, A. (2000). Social justice and the distribution of income. En Atkinson, A. y Bourguignon, F. (eds.), *Handbook of Income Distribution*, Vol. 1. Elsevier Science B.V.
- Sen, A. (2009). *The idea of justice*. Harvard University Press.
- Shah, A. y Whalley, J. (1990). An alternative view of tax incidence analysis for developing countries. Documento de Trabajo 3375, NBER.
- Shorrocks, A. (1983). Ranking income distributions. *Economica* 50 (197).
- Shoven, J. y Whalley, J. (1984). Applied general equilibrium models of taxation and international trade. *Journal of Economic Literature* 22 (3).
- Silber, J. (2007). Measuring poverty: taking a multidimensional perspective. *Hacienda Pública Española* 182 (3).

- Singh, S. y Maddala, G. (1976). A function for size distribution of incomes. *Econometrica* 44 (5).
- Smith, A. (1776). *An enquiry into the nature and causes of the wealth of nations*. Black.
- Soares, S. y Osório, R. (2007). The impact of relative prices on welfare and inequality in Brazil, 1995-2005. Documento de Trabajo 37, International Policy Centre for Inclusive Growth.
- Solimano, A. (2008). The middle class and the development process, *Serie Macroeconomía del Desarrollo* 65, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
- Solon, G. (1999). Intergenerational mobility in the labor market. En Ashenfelter, O. y Card, D. (eds.), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 3A. Elsevier.
- Solon, G. (2004). A model of intergenerational mobility variation over time and place. En Corak (ed.), *Generational income mobility in North America and Europe*. Cambridge University Press.
- Son, H. (2003). Pro-poor growth: definitions and measurements. Mimeo, Banco Mundial.
- Son, H. y Kakwani, N. (2004). Economic growth and poverty reduction: initial conditions matter. Documento de Trabajo 2, International Poverty Centre for Inclusive Growth.
- Sosa Escudero, W. (2005). Perspectivas y avances recientes en regresión por cuantiles. En Marchionni, M. (ed.), Ahumada, H., Jorrat, J., Navarro, M. y Sosa Escudero, W. *Progresos en Econometría*. Editorial Temas.
- Sosa Escudero, W. (2007). Econometría de micro-datos: evolución y perspectivas. En Navarro, A. (ed.), *Medio Siglo de Economía*. Editorial Temas.
- Sosa Escudero, W. y Alaimo, V. (2000). La economía oculta en la Argentina: evidencia basada en Encuestas de Gasto. En FIEL (ed.), *La economía oculta en la Argentina*.
- Sosa Escudero, W. y Gasparini, L. (2001). A note on the statistical significance of changes in inequality. *Económica* 46 (1).
- Sosa Escudero, W., Marchionni, M. y Arias, O. (2011). Sources of income persistence: evidence from rural El Salvador. *Journal of Income Distribution* 20 (1).
- Stark, O., Taylor, E. y Yitzhaki, S. (1986). Remittances and inequality. *The Economic Journal* 96 (383).
- StataCorp (2009). *Getting started with Stata for Windows release 11*. Colleague Station. StataCorp LP.

- StataCorp (2009). *Programming reference manual release 11*. Colleague Station. StataCorp LP.
- Stern, N.H. (1977). Welfare weights and the elasticity of the marginal valuation of income. En Artis, M.J. y Nobay, A.R. (eds.), *Studies in modern economic analysis: the proceedings of the Association of University Teachers of Economics, Edinburgh 1976*. Blackwell.
- Stevenson, B. y Wolfers, J. (2008). Economic growth and subjective well-being: reassessing the Easterlin paradox. *Brookings Papers on Economic Activity* 39 (1).
- Streeten, P., Burki, S.J., Haq, M., Hicks, N. y Stewart, F. (1981). *First things first: meeting basic human needs in developing countries*. Oxford University Press.
- Székely, M. (2003). The 1990s in Latin America: another decade of persistent inequality, but with somewhat lower poverty. *Journal of Applied Economics* 6 (2).
- Székely, M. y Hilgert, M. (1999). What's behind the inequality we measure: an investigation using Latin America data. Documento de Trabajo 409, Research Department, Banco Inter-Americano de Desarrollo.
- Székely, M., Lustig, N., Cumpa, M. y Mejía, J. (2004). Do we know how much poverty there is? *Oxford Development Studies* 32 (4).
- Takayama, N. (1979). Poverty, income inequality, and their measures: professor's Sen axiomatic approach reconsidered. *Econometrica* 47 (3).
- Tanzi, V. (1974). Redistributing income through the budget in Latin America. *Banca Nazionale del Lavoro Quarterly Review* 27 (108).
- Thomas, D. (1990). Intra-household resource allocation. *Journal of Human Resources* 25 (4).
- Thomas, V., Wang, Y. y Fan, X. (2002). A new dataset on inequality in education: Gini and Theil indices of schooling for 140 countries, 1960-2000. Mimeo, Banco Mundial.
- Thon, D. (1979). On measuring poverty. *Review of Income and Wealth* 25 (4).
- Thurow, L. (1987). A surge in inequality. *Scientific American* 256 (5).
- Tobin, J. (1970). On limiting the domain of inequality. *Journal of Law and Economics* 13 (2).
- Tornarolli, L. (2007). Metodología para el análisis de la pobreza rural. Documento de Trabajo 58, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.
- Townsend, P. (1985). Contribution to Kuper y Kuper (eds.). *Social Science Encyclopedia*.
- Townsend, P. y Gordon, D. (2002). *World poverty: new policies to defeat an old enemy*. Policy Press.

- Tricomi, E., Rangel, A., Camerer, C.F. y O'Doherty, J.P. (2010). Neural evidence for inequality-averse social preferences. *Nature* 463.
- Tsakoglou, P. (1993). Aspects of inequality in Greece: measurement, decomposition and intertemporal change: 1974, 1982. *Journal of Development Economics* 40 (1).
- Tsui, K.Y. (1995). Multidimensional generalizations of the relative and absolute inequality indices: the Atkinson–Kolm–Sen approach. *Journal of Economic Theory* 67 (1).
- Tsui, K.Y. (1999). Multidimensional inequality and multidimensional generalized entropy measures: an axiomatic derivation. *Social Choice and Welfare* 16 (1).
- Tsui, K.Y. (2002). Multidimensional poverty indices. *Social Choice and Welfare* 19 (1).
- UNDP (2007). *Human Development Report 2007/2008*. United Nations Development Program.
- UNSD (2005). *Handbook on poverty statistics: concepts, methods and policy use*. United Nations Statistics Division.
- UNSD (2006). *Demographic Yearbook*. United Nations Statistics Division.
- Valdés Conroy, H. (2008). The spatial distribution of welfare in Latin America and the Caribbean. Mimeo, Banco Mundial.
- van de Walle, D. (2003). Behavioral incidence analysis of public spending and social programs. En Bourguignon, F. y Pereira da Silva, L. (eds.), *Evaluating the poverty and distributional impact of economic policies: techniques and tools*. Banco Mundial.
- van de Walle, D. y Nead, K. (1995). *Public spending and the poor: theory and evidence*. The Johns Hopkins University Press.
- Van Praag, B.M.S. y Wamaar, M.F. (1997). The cost of children and the use of demographic variables in consumer demand. En Rosenzweig, M. y Stark, O. (eds.), *Handbook of Population and Family Economics*. Capítulo 6. North-Holland.
- Vargas-Téllez, O. (2009). Tax–benefit incidence. The Mexican experience during the last twenty years. Documento de Trabajo 2009-144, ECINEQ, Society for the Study of Economic Inequality.
- Varian, H. (1974). Equity, envy and efficiency. *Journal of Economic Theory* 9 (1).
- Varian, H. (1999). *Intermediate microeconomics*. W.W. Norton & Company.
- Vazquez, E. (2011). Segregación escolar por nivel socioeconómico. Midiendo el fenómeno y explorando sus determinantes. Documento de Trabajo 128, CEDLAS, Universidad Nacional de La Plata.

- Vélez, C. y Foster, V. (2003). Public social spending in Colombia: incidence and sector priorities in the 1990s. En Wodon, Q. (ed.), *Public spending, poverty, and inequality in Latin America*. Banco Mundial.
- von Amsberg, J., Lanjouw, P. y Nead, N. (2003). The poverty targeting of social spending in Brazil. En Wodon, Q. (ed.), *Public spending, poverty, and inequality in Latin America*. Banco Mundial.
- Vos, R. y Sánchez, M.V. (2010). A non-parametric microsimulation approach to assess changes in inequality and poverty. *International Journal of Microsimulation* 3 (1).
- Wagstaff, A. (2000). Socioeconomic inequalities in child mortality: comparisons across nine developing countries. *Bulletin of the World Health Organization* 78 (1).
- Wagstaff, A. y Watanabe, N. (2000). Socioeconomic inequalities in child malnutrition in the developing world. Policy Research Working Paper Series 2434. Banco Mundial.
- Wail, B., Said, H. y Abdelhak, K. (2011). A new data set of educational inequality in the world, 1950–2010: Gini index of education by age group. Mimeo.
- Watson, T. (2009). Inequality and the measurement of residential segregation by income in American neighborhoods. *Review of Income and Wealth* 55 (3).
- Watts, H. (1968). An economic definition of poverty. En Moynihan, D. (ed.), *On understanding poverty*, Basic Books.
- WDI, World Development Indicators. Banco Mundial.
- Welch, F. (1999). In defense of inequality. *American Economic Review* 89 (2).
- White, H. (1996). *Estimation, inference and specification analysis*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Williamson, J.G. (2010). Five centuries of Latin American income inequality. *Journal of Iberian and Latin American Economic History* 28 (2).
- Williamson, J.G. (2010). Latin American growth-inequality trade-offs: the impact of insurgence and independence. Documento de Trabajo 15680, NBER.
- Wodon, Q., Castro, R. y Lee, K. (2001). Poverty in Latin America: trends (1986-1998) and determinants. *Latin American Journal of Economics* 38 (114). Pontificia Universidad Católica de Chile.
- Wolfson, M. (1994). When inequality diverges. *American Economic Review* 84 (2).
- Wooldridge, J. (2009). *Introductory econometrics: a modern approach*. South-Western College Publishing.

- Wooldridge, J. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT Press. Cambridge.
- Wright, E.O. (1979). *Class structure and income determination*. Academic Press.
- Yitzhaki, S. (1983). On an extension of the Gini index. *International Economic Review* 24 (3).
- Younger, S. (2003). Benefits on the margin. Observations on marginal benefit incidence. *The World Bank Economic Review* 17 (1).
- Zajac, E. (1995). *Political economy of fairness*. MIT Press.
- Zhang, X. y Kanbur, R. (2001). What difference do polarisation measures make?. An application to China. *Journal of Development Studies* 37 (3).
- Zheng, B. (1997). Aggregate poverty measures. *Journal of Economic Surveys* 11 (2).
- Zheng, B. (2000). Poverty orderings: a review. *Journal of Economic Surveys* 14 (4).

SOBRE LOS AUTORES

LEONARDO GASPARINI

Leonardo Gasparini es fundador y director del Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS) de la Universidad Nacional de La Plata (UNLP). Gasparini, quien obtuvo su Licenciatura en Economía en la UNLP y su Doctorado en la Universidad de Princeton, es profesor de grado y posgrado en el Departamento de Economía de la Facultad de Ciencias Económicas de la UNLP. Sus investigaciones sobre temas distributivos, sociales y laborales han sido publicadas en libros y en numerosas revistas académicas internacionales reconocidas. Ha enseñado cursos y dictado conferencias sobre pobreza, desigualdad y otros temas distributivos en casi todos los países de América Latina. Gasparini ha obtenido varios premios y distinciones, entre ellos la beca Guggenheim para la realización de este libro.

MARTÍN CICOWIEZ

Martín Cicowiez es docente de la Universidad Nacional de La Plata, donde se desempeña como investigador del CEDLAS. Es Licenciado y Doctor en Economía de la UNLP. Se especializa en economía computacional con aplicaciones a temas de distribución del ingreso y comercio internacional. Sus investigaciones han sido publicadas en libros y revistas académicas. Ha dictado cursos sobre la implementación de modelos computacionales en varios países.

WALTER SOSA ESCUDERO

Walter Sosa Escudero es profesor y director de la carrera de Economía de la Universidad de San Andrés, investigador del CEDLAS e investigador independiente del CONICET. Obtuvo su Licenciatura en Economía en la Universidad de Buenos Aires y su Ph.D. en la Universidad de Illinois en Urbana-Champaign. Se especializa en econometría teórica y aplicada a cuestiones de medición de la pobreza y la desigualdad. Ha dictado cursos en numerosas instituciones internacionales, y sus investigaciones sobre econometría y distribución del ingreso han sido publicadas en reconocidas revistas académicas internacionales. Ha sido recientemente elegido como presidente de la Asociación Argentina de Economía Política.

