

ESTIMANDO LA DEMANDA RESIDENCIAL POR ELECTRICIDAD EN CHILE: EL CONSUMO ES SENSIBLE AL PRECIO*

JOSÉ MIGUEL BENAVENTE

Universidad de Chile

ALEXANDER GALETOVIC

Universidad de los Andes, Chile

RICARDO SANHUEZA

Universidad de los Andes, Chile

PABLO SERRA**

Universidad de Chile

We estimate the demand for electricity by households in Chile. We use a monthly panel of 18 distribution companies, which starts in January 1995 and runs through december 2001. The one-month price elasticity of demand is -0.0548 and -0,39 in the long run. That is, if tariffs rise permanently by 10% today, consumption falls by 0,548% next month and 3,9% in the long run. With two practical examples we show that these elasticities are “large” economically. The methodological contribution of the paper is a method to estimate dynamic panels with monthly data, and protracted adjustment processes when both the number of individuals and periods is “small”.

JEL: C23, L94

Keywords: Dynamic Panels, Elasticity, Montecarlo, Seasonality

1. INTRODUCCIÓN

En la discusión y la práctica, en Chile se suele partir de la premisa que la demanda por electricidad es perfectamente inelástica al precio. Por ejemplo, el

* Agradecemos los comentarios de Soledad Arellano, un árbitro anónimo y los participantes del seminario conjunto CEA-DECON. Galetovic y Serra agradecen el financiamiento de Fondecyt (proyecto 1030490). Galetovic también agradece el financiamiento de AES Gener S.A. Sin embargo, las opiniones expresadas en este trabajo no comprometen de manera alguna a AES Gener S.A.

** E-mails: jbenaven@econ.uchile.cl; agaleta@dii.uchile.cl; rsanhueza.ese@uandes.cl; pserra@dii.uchile.cl

modelo que actualmente se ocupa para fijar el precio de nudo supone que el consumo sólo responde a los cambios del ingreso, mas no del precio de la electricidad.¹ De manera similar, muchos creen que la única manera de manejar un déficit de abastecimiento es racionando, porque muy pocos disminuirían su consumo si el precio subiera para reflejar la escasez de energía. Sin embargo, en este trabajo mostramos que esta creencia es equivocada: tanto en el corto como en el largo plazo la demanda responde al precio y la magnitud económica de la elasticidad es considerable.

Para estimar la demanda residencial usamos un panel mensual del consumo de 18 distribuidoras que venden en el Sistema Interconectado Central (SIC). Esta es una innovación en el sentido que los pocos estudios de la demanda por electricidad que se han hecho en Chile (véanse CNE, 1986 y Chumacero *et al.*, 2000) han usado series anuales y datos de consumo agregados. Por contraste, en nuestro estudio explotamos la información de corte transversal inherente en un panel, lo que nos ayuda a obtener estimaciones más precisas. Al mismo tiempo, la periodicidad mensual de los datos permite estimar un modelo de ajuste parcial en que el corto plazo es un mes. Un período de ajuste tan corto es útil y relevante en este caso, porque la posibilidad de administrar los déficit de abastecimiento con aumentos de precio debe evaluarse en períodos de meses.

Nuestro panel con variable dependiente rezagada es fuente de oportunidades, pero también de potenciales sesgos, por la variable dependiente rezagada aparece en el lado derecho. Son conocidas las propiedades asintóticas de los estimadores de modelos con esta estructura cuando el número de períodos o de individuos es suficientemente grande, lo que no ocurre en este caso, en que ambas dimensiones son relativamente pequeñas. La contribución metodológica del trabajo consiste en examinar la forma correcta de estimar un modelo con variable dependiente rezagada medida en forma mensual cuando el tamaño de la muestra no es suficientemente grande. Utilizando resultados recientes de Bond (2002) y ejercicios de Montecarlo mostramos cómo proceder para elegir la especificación correcta del modelo de ajuste parcial y el estimador más apropiado.

Nuestra estimación es que la elasticidad-precio de la demanda residencial por energía eléctrica es $-0,0548$ en un mes y $-0,39$ en el largo plazo. Vale decir, si el precio aumenta permanentemente en 10%, al mes siguiente la cantidad demandada disminuye 0,548% y 3,9% en el largo plazo. Estas elasticidades pueden parecer pequeñas, pero, como mostramos con dos ejercicios en la sección 4, económicamente no lo son. En particular, sirven para explicar una fracción importante del crecimiento de la demanda en períodos tales que el precio de la energía ha caído, y son más que suficientes para mostrar que los cortes de suministro son innecesarios cuando hay un déficit.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: en la sección 2.1 presentamos el modelo de ajuste parcial. En la sección 2.2 discutimos los proble-

¹El precio de nudo es el promedio de los costos marginales de energía esperados en los próximos 48 meses. Es el precio regulado al cual los generadores le venden energía a los distribuidores.

mas que se deben solucionar cuando se estiman modelos con variable dependiente rezagada con paneles que no son suficientemente grandes y proponemos cómo hacerlo. Esta sección es metodológica y se puede saltar sin pérdida de continuidad. En la sección 3 presentamos los resultados. La sección 4 concluye argumentando que la magnitud de la elasticidad precio es económicamente significativa.

2. UN MODELO DE LA DEMANDA POR ENERGÍA ELÉCTRICA

2.1. El modelo

La demanda por energía eléctrica se deriva de la demanda por equipos y artefactos eléctricos. Estos equipos suelen ser durables, y su consumo de energía por hora es esencialmente fijo y determinado por su diseño técnico. El consumo de energía varía con la utilización del *stock* de equipos existentes y las características tecnológicas del *stock* de durables (Taylor, 1975 y Berndt, 1991).

En el corto plazo el *stock* de equipos que utilizan electricidad es fijo; sus características sólo cambian paulatinamente a medida que se reemplazan. Por lo tanto, los desplazamientos a lo largo de la curva de demanda seguramente serán mucho mayores en el largo plazo. Por ejemplo, si el precio de la energía aumenta, en el corto plazo una familia disminuirá la intensidad con que utiliza sus aparatos eléctricos. Sin embargo, en el largo plazo esta misma familia podría reemplazar los aparatos eléctricos por otros que usan otras energías, o bien adquirir aparatos que consumen menos electricidad. Un ajuste de *stock* importante, y que seguramente toma poco tiempo, es cambiar la potencia de las ampolletas. Por ejemplo, si sube el precio, se puede iluminar con ampolletas de 60 W en vez de 75 W. Esto seguramente es importante en Chile, porque gran parte del consumo residencial es para iluminar.

La familia de modelos, que recoge la idea de que la demanda por electricidad se deriva de la demanda por equipos, se debe a Fisher y Kaysen (1962), y ello ha sido utilizado por varios autores para estimar la demanda por electricidad residencial.² En la primera etapa, este tipo de modelos estima elasticidades de corto plazo controlando directamente por el *stock* de equipos que poseen los consumidores. Las elasticidades de largo plazo se obtienen de una segunda ecuación que modela la demanda por equipos. Por supuesto, la limitación de estos modelos es práctica, porque rara vez se cuenta con datos del *stock* de equipos.

En esta sección presentamos un modelo que permite estimar elasticidades de corto y largo plazo sin datos sobre el *stock* de equipos. El modelo de ajuste parcial que presentamos sigue a Berndt (1991) y ha sido utilizado por numerosos autores.³

²Por ejemplo, Acton *et al.* (1976), Taylor *et al.* (1977), y Goett y McFadden (1984).

³Por ejemplo, Balestra (1967), Halvorsen (1973), Mount *et al.* (1973), Houthakker *et al.* (1973), Mount y Chapman (1974), Brendt y Watkins (1977), Taylor *et al.* (1977), Murray *et al.* (1978), Westley (1989) y Chang y Hsing (1991).

La idea central es que el consumo deseado es aquel que elegirían los usuarios si su *stock* de equipos estuviera en su óptimo de largo plazo. Y así sería todo el tiempo si no fuera intolerablemente costoso ajustar al instante el *stock* de equipos cuando cambia el precio de los equipos, el precio de la electricidad, el de los energéticos sustitutos, o el ingreso. Por lo tanto, en un momento dado el *stock* de equipos y el consumo de energía serán distintos al equilibrio de largo plazo.

El modelo supone que el consumo de energía deseado en el mes t , e_t^* , depende del precio de la energía p_t , bajo la siguiente fórmula funcional:

$$(1) \quad \ln e_t^* = \mathbf{a} + \mathbf{h} \ln p_t + \mathbf{e}_t,$$

donde $\mathbf{e}_t \sim N(0, \mathbf{S}_{\mathbf{e}}^2)$ (para simplificar la presentación omitimos el resto de las variables que influyen la demanda por electricidad). Si las personas ajustaran instantáneamente el *stock* de equipos cuando cambia el precio de la electricidad, el consumo observado e_t sería igual al deseado, e_t^* ; las elasticidades-precio de corto y largo plazo serían idénticas. Sin embargo, ni el ajuste del *stock* de equipos es instantáneo ni tampoco se puede observar e_t^* .

Para modelar el ajuste paulatino del *stock* de equipos suponemos que el cambio del consumo de energía de un mes a otro, $\ln e_t - \ln e_{t-1}$, es igual a

$$\sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j (\ln e_t^* - \ln e_{t-j}) + \mathbf{x}_t,$$

con $\mathbf{x}_t \sim N(0, \mathbf{S}_{\mathbf{x}}^2)$ y \mathbf{I}_j parámetros que indican la velocidad del ajuste. Vale decir, el cambio del consumo de un período a otro es igual a una suma ponderada de las diferencias entre el consumo deseado en el mes t y el consumo hasta J meses atrás. Si despejamos $\ln e_t^*$ obtenemos

$$(2) \quad \ln e_t^* = \frac{1}{\sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j} \left[\ln e_t - (1 - \mathbf{I}_1) \ln e_{t-1} + \sum_{j=2}^J \mathbf{I}_j \ln e_{t-j} - \mathbf{x}_t \right]$$

La ecuación (2) vuelve a formular a $\ln e_t^*$, que no es observable, en función del consumo de electricidad (que sí se puede observar), y los parámetros \mathbf{I}_j que deben estimarse. Para implementar el modelo reemplazamos (2) en (1) y ordenando términos obtenemos

$$(3) \quad \ln e_t = \mathbf{a} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j + \left[(1 - \mathbf{I}_1) \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \right] \ln e_{t-1} - \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \sum_{k=2}^J \mathbf{I}_k \ln e_{t-k} \\ + \left(\mathbf{h} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \right) \ln p_t + \mathbf{u}_t$$

donde $\mathbf{u}_t = \mathbf{x}_t \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j + \mathbf{e}_t$

En este modelo, $h_{\sum_{j=1}^J} I_j$ es la elasticidad-precio de corto plazo de la demanda por electricidad y h es la elasticidad-precio de largo plazo. Esta es la ecuación que estimaremos en la sección 3 con un panel de distribuidoras.

2.2. Consideraciones econométricas

2.2.1. Una guía para lo que sigue

Puesto que supusimos que los consumidores ajustaban paulatinamente su consumo al nivel deseado, la ecuación (3) incluye a la variable dependiente rezagada hasta en J períodos. Esto impone dos desafíos econométricos. Primero, determinar J . Segundo, aun si conociéramos la especificación correcta (es decir, el número de rezagos J), al estimar debemos hacernos cargo de la variable dependiente rezagada al lado derecho, que introduce correlación serial con el error por construcción. ¿Cómo proceder?

El Cuadro 1 muestra los métodos disponibles para estimar paneles con la variable dependiente rezagada. Si tanto el número de distribuidoras (N) y de meses (T) son “grandes”, entonces MCO es consistente. Generalmente, sin embargo, las muestras no son suficientemente grandes en ambas dimensiones al mismo tiempo. Si se tuvieran muchas distribuidoras ($N \rightarrow \infty$), pero pocos meses, se podrían usar los métodos de Arellano y Bond (1991) y Blundell y Bond (1998). Por el contrario, si se tiene un gran número de meses ($T \rightarrow \infty$), pero pocas distribuidoras, el apropiado es el así llamado estimador intragrupos. En nuestro caso, T y N son “pequeños”, lo que nos deja en una situación intermedia que no ha sido discutida en la literatura, especialmente cuando las series de datos son mensuales y presentan estacionalidades.

Es sabido, como veremos en seguida, que cuando T y N son pequeños, MCO es inconsistente y sesgado y, por otro lado, el estimador intragrupos no elimina completamente la correlación serial con el error. Sin embargo, si el modelo está bien especificado, MCO entrega un estimador inconsistente y sesgado hacia arriba de $L \equiv \sum_{j=1}^J I_j$. Al mismo tiempo, si el modelo está bien especificado, el estimador intragrupos de $\sum_{j=1}^J I_j$ estará sesgado hacia abajo.⁴ Aunque no lo demuestra, Bond (2002) sugiere que el sesgo de MCO podría dar la cota superior del sesgo, mientras que el estimador intragrupos daría la cota inferior, es decir:

$$E \left[\sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{MCO} - L \right] \geq E \left[\sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{\text{otros estimadores}} - L \right] \geq E \left[\sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{\text{intragrupos}} - L \right].$$

Además, por construcción, si el modelo está correctamente especificado se cumpliría que,⁵

$$(4) \quad \sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{MCO} \geq \sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{\text{otros estimadores}} \geq \sum_{j=1}^J \hat{I}_j^{\text{intragrupos}}.$$

⁴La demostración de la existencia de ambos sesgos se presenta en el Apéndice.

⁵La demostración formal de estas desigualdades está en el Apéndice.

CUADRO 1
METODOS PARA ESTIMAR PANELES CON VARIABLES
DEPENDIENTES REZAGADAS

T pequeño		$T \rightarrow \infty$
N pequeño	Nuestro trabajo	Estimador intragrupos Kiviet (1995)
$N \rightarrow \infty$	Arellano y Bond (1991) Blundell y Bond (1998)	MCO

En virtud de lo anterior sugerimos proceder de la siguiente manera:

- Revisamos la correcta especificación del modelo. Para ello se estima el modelo con cada uno de los cuatro métodos sabiendo que, como se aprecia en la serie de desigualdades (4), la estimación por MCO nos daría la cota superior de los parámetros y el estimador intragrupos, la cota inferior. Luego, el ordenamiento “correcto” de los cuatro estimadores serviría como test de especificación. Si algún estimador arroja parámetros por encima de MCO, o por debajo del estimador intragrupos, entonces el modelo estaría mal especificado.
- Una vez determinado J , mediante una simulación de Montecarlo, evaluamos el sesgo y la eficiencia de los cuatro estimadores para el modelo definido. Con este fin generamos muestras de series de variables con propiedades estadísticas similares a las de las variables explicativas de nuestra muestra; y usamos estas series, del mismo tamaño que las de nuestro panel, para estimar el modelo.
- Por último, los resultados que reportamos corresponden a la estimación hecha con el método que arrojó el menor sesgo en los ejercicios de Montecarlo.

A continuación explicamos cada uno de los estimadores. (La siguiente sección es técnica. El lector que no esté interesado puede pasar directamente a la sección 3.)

2.2.2. Descripción de el segundo problema

El primer problema ya se describió, y consiste en determinar J . Para entender el segundo problema volvamos a considerar la ecuación (3), pero aumentada con un efecto aleatorio \mathbf{m} que captura las diferencias entre las N distribuidoras i que no son observables:

$$(5) \quad \ln e_{i,t} = \mathbf{a} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j + (1 - \mathbf{I}_1) \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \ln e_{t-1} - \sum_{k=2}^J \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \mathbf{I}_k \ln e_{t-k} \\ + \mathbf{h} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \ln p_{i,t} + \mathbf{u}_{i,t},$$

donde $\mathbf{u}_{i,t} = \mathbf{m}_i + \mathbf{w}_{it}$ con $\mathbf{w}_{it} = \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \mathbf{x}_{it} + \mathbf{e}_{it}$. Ahora bien, $\ln e_{i,t}$ es una función del efecto aleatorio \mathbf{m}_i y $\ln e_{i,t-1}$ también. En consecuencia, el regresor $\ln e_{i,t-1}$ está correlacionado con el error $\mathbf{u}_{i,t}$. Esto implica que los estimadores MCO son sesgados e inconsistentes, aun si $\mathbf{u}_{i,t}$ no presenta correlación serial. A pesar de ello, esta estimación es útil, porque, como veremos más adelante, entrega la cota superior del verdadero valor del vector $\mathbf{I} \equiv (\mathbf{I}_1, \dots, \mathbf{I}_J)$, que nos servirá para encontrar la especificación correcta del modelo. No obstante, el sesgo nos obliga a buscar estimadores alternativos, lo que hacemos a continuación.

2.2.3. Los estimadores conocidos y sus características

El estimador intragrupos:

La correlación entre el consumo rezagado y el término de error se puede corregir restándole a cada observación su promedio en el tiempo. Si a cada observación se le aplica la matriz de transformación

$$\mathbf{Q} \equiv \mathbf{I}_{T-1} \frac{\mathbf{m}\mathbf{m}'}{T-1},$$

donde T es el número de períodos del panel, la ecuación (2.5) se transforma en

$$(6) \quad \ln e_{i,t} - \ln \bar{e}_i = (\mathbf{I} - \mathbf{I}_1)(\ln e_{i,t-1} - \ln \bar{e}_i) - \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \sum_{k=2}^J \mathbf{I}_k (\ln e_{i,t-k} - \ln \bar{e}_i) \\ + \mathbf{h} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j (\ln p_{i,t} - \ln \bar{p}_i) + (v_{i,t} - \bar{v}_i)$$

Estimando (6) por MCO se obtiene el estimador intragrupos. Sin embargo, este estimador sigue siendo sesgado e inconsistente, porque al transformar las variables se obtiene que

$$\text{cov}[(\ln e_{i,t-1} - \ln \bar{e}_i), (v_{i,t} - \bar{v}_i)] \neq 0.$$

Lo interesante, sin embargo, es que el sesgo de este estimador es tal que se subestima el tamaño del parámetro y, como lo muestra Bond (2002), por construcción entrega la cota inferior del verdadero valor del vector de parámetros \mathbf{I} .

El método de Arellano y Bond:

La correlación entre el efecto individual no observable \mathbf{m}_i y el error se pueden eliminar definitivamente estimando el modelo en primeras diferencias y sustituyendo la variable dependiente rezagada por un instrumento.⁶ Sin embargo, este estimador, si bien consistente, no es eficiente, porque deja condiciones de momentos sin usar e ignora la información que entrega la estructura de los residuos en diferencias.⁷

⁶Esto lo proponen Anderson y Hsiao (1981).

⁷Ver Ahn y Schmidt (1995).

Arellano y Bond (1991) sugieren incluir instrumentos adicionales utilizando las condiciones de ortogonalidad entre los valores rezagados de $\ln e_{i,t}$ y los errores $\mathbf{u}_{i,t}$. Para ilustrar este estimador consideremos nuestro modelo definido por (5):

$$(7) \quad \ln e_{i,t} = \mathbf{a} \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j + (I - I) \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \ln e_{t-1} - \sum_{k=2}^J \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \mathbf{I}_k \ln e_{t-k} + \mathbf{u}_{i,t}$$

(para simplificar la notación no incluimos el precio p_i). Si tomamos la primera diferencia de (7) obtenemos,

$$(8) \quad D \ln e_{i,t} = (I - I) D \ln e_{i,t-1} + \sum_{k=2}^J \sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j \mathbf{I}_k D \ln e_{i,t-k} + D \mathbf{u}_{i,t},$$

$i = 1, \dots, N, t = 3 \dots T$. Arellano y Bond (1991) proponen estimar (8) usando el método generalizado de los momentos (GMM por su acrónimo en inglés), para lo que se imponen las siguientes condiciones:

$$E(D \mathbf{u}_{i,t} \cdot \ln e_{i,t-s}) = 0$$

para $i = 1, \dots, N, t = 3 \dots T$ y $s = 2 \dots t - 1$. Con esto tenemos disponibles $m = (T-1)(T-2)/2$ condiciones de momento. En términos matriciales, las condiciones de momento pueden expresarse como

$$(9) \quad E(\mathbf{Z}_i' D \mathbf{u}_i) = 0,$$

donde

$$(10) \quad \mathbf{Z}_i = \begin{bmatrix} \ln e_{i1} & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ln e_{i1} & \ln e_{i2} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \ln e_{i1} & \dots & \ln e_{iT-2} \end{bmatrix},$$

una matriz de instrumentos de rango $(T-2) \times m$. El estimador de GMM basado en las condiciones definidas por (9) minimiza

$$\mathbf{M} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D \mathbf{u}_i' \mathbf{Z}_i \right] \mathbf{W}_N^{-1} \left[\sum_{i=1}^N \mathbf{Z}_i' D \mathbf{u}_i \right]$$

La elección de la matriz de ponderaciones \mathbf{W}_N da lugar a dos estimadores asintóticamente equivalentes, los así llamados estimadores en una y dos etapas. Para el estimador de una etapa utilizamos la siguiente matriz de ponderaciones:

$$(11) \quad W_{NI} = \left[\sum_{i=1}^N \mathbf{Z}_i' \mathbf{H} \mathbf{Z}_i \right]^{-1}$$

donde \mathbf{H} es una matriz que contiene el escalar 2 en la diagonal principal, -1 en las dos primeras subdiagonales y ceros en todas las demás celdas. La ecuación (11) muestra el estimador que se obtiene minimizando (2.9) con respecto a I , a saber

$$\hat{I}_{GMM}^{(1)} = \left[\mathbf{De}'_{j(-1)} \mathbf{Z} \mathbf{W}_{NI}^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{De}_{j(-1)} \right]^{-1} \left[\mathbf{De}'_{j(-1)} \mathbf{Z} \mathbf{W}_{NI}^{-1} \mathbf{Z}' \mathbf{De}_j \right],$$

donde $\mathbf{De}'_{j(-1)} = (\mathbf{De}'_{j1(-1)}, \dots, \mathbf{De}'_{jN(-1)})'$ es un vector de instrumentos de dimensión $N(T-2) \times 1$. Del mismo modo se tiene que $\mathbf{De}' = (\mathbf{De}'_{j1}, \dots, \mathbf{De}'_{jN})'$, también de orden $N(T-2) \times 1$ y, finalmente, $\mathbf{Z}' = (\mathbf{Z}'_1, \dots, \mathbf{Z}'_N)'$, una matriz de orden $m \times N(T-2)$.

El estimador $\hat{I}_{GMM}^{(1)}$ es consistente en la medida que $N \rightarrow \infty$, aunque no es eficiente. El estimador eficiente, que denominamos $\hat{I}_{GMM}^{(2)}$, se obtiene utilizando la matriz de ponderaciones que tiene la siguiente forma:

$$W_{N2} = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{Z}_i' \widehat{\mathbf{Du}}_i \widehat{\mathbf{Du}}_i' \mathbf{Z}_i \right]^{-1}$$

donde $\widehat{\mathbf{Du}}_i$ son los residuos estimados a partir de un estimador consistente de I , y usualmente se utiliza el estimador $\hat{I}_{GMM}^{(1)}$. Sin embargo, la varianza del estimador $\hat{I}_{GMM}^{(2)}$ es sesgada en muestras finitas y, por tanto, Arellano y Bond (1991) recomiendan inferir usando el estimador $\hat{I}_{GMM}^{(1)}$; a pesar de que se puede inferir con $\hat{I}_{GMM}^{(2)}$ si se corrige la varianza del estimador de segunda etapa, según lo propone Windmeijer (2000), lo que entregará una estimación más eficiente.

El método de Blundell y Bond:

El sesgo de los tres estimadores anteriores puede ser considerable si la serie es persistente y el coeficiente de la variable dependiente rezagada es cercano a uno.⁸ No obstante, este sesgo se puede mitigar introduciendo nuevas condiciones de momento sobre la correlación entre la variable dependiente rezagada y el error, tal como lo sugieren Blundell y Bond (1998). Las condiciones de momento adicionales sugeridas son:

$$E(\ln e_{i,t-s} \cdot \mathbf{D}v_{i,t}) = 0 \quad t = 2, \dots, T \quad s = 2, \dots, t-1$$

$$E(\mathbf{D} \ln e_{i,t-1} \cdot v_{i,t}) = 0 \quad t = 3, \dots, T.$$

En términos matriciales $E(\mathbf{Z}'_{st} \mathbf{q}_i) = 0$ sintetiza esta expresión, donde

⁸Es importante señalar que si \mathbf{m} es aleatorio y si su varianza tiende a infinito, entonces los estimadores también serán sesgados.

$$\mathbf{Z}_s = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{di} & 0 \\ 0 & \mathbf{Z}_{li}^P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{di} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{Dln} \epsilon_{i,2} & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{Dln} \epsilon_{i,3} & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dots & 0 & \mathbf{Dln} \epsilon_{i,T-I} \end{bmatrix}$$

y \mathbf{Z}_{li}^P toma los elementos de la diagonal de la matriz de instrumentos del estimador en niveles. Los estimadores de una y dos etapas se obtienen con el método de Arellano y Bond (1991).

Cómo elegir el estimador:

Si el número N de individuos (en nuestro caso las distribuidoras) fuese suficientemente grande, los modelos de GMM propuestos por Arellano y Bond (1991) y Blundell y Bond (1998) entregan parámetros consistentes aun si T es pequeño. Por su parte, el sesgo del estimador intragrupos va desapareciendo a medida que T aumenta, condicional a que el número de individuos, N , sea suficientemente grande. Sin embargo, la literatura no dice cuán grandes deben ser N y T para satisfacer las condiciones asintóticas de los estimadores.

Por esta razón sugerimos examinar el sesgo de los cuatro estimadores revisados en forma empírica, es decir, considerando las propiedades estadísticas de las series de datos con que disponemos para estimar la demanda por electricidad.⁹ Un ejercicio de Montecarlo permite evaluar el sesgo de cada estimador y ranquearlo. El estimador que arroja el menor sesgo en los ejercicios es el seleccionado para estimar la demanda por electricidad.

3. ESTIMACIÓN Y RESULTADOS

3.1. Los datos

El consumo de energía:

La variable dependiente es la venta mensual per cápita de energía medida en kWh. Contamos con información de 18 empresas distribuidoras en ocho regiones del SIC entre enero de 1995 y diciembre de 2001, es decir, 1.512 observaciones. Por lo tanto, las ventas de una misma distribuidora en regiones distintas se consideran observaciones independientes. Por ejemplo, Frontel vende energía en la VIII y IX Regiones y sus ventas se consideran como dos observaciones distintas: Frontel VIII Región y Frontel IX Región.

La información sobre las ventas mensuales de energía de cada distribuidora se obtuvo del Instituto Nacional de Estadísticas (INE). El INE nos indicó la región de cada distribuidora, mas no su identidad, a fin de cautelar el secreto estadístico,

⁹Kiviet (1995) y Galliani *et al.* (2002).

por lo que fue necesario identificarlas. Para identificar a cada una de las distribuidoras que sirven a una misma región se compararon las ventas totales de cada una (información del INE sin identidad) con la energía que cada una de las empresas compró al conjunto de los generadores, según información proporcionada por el Centro Económico de Despacho de Carga del SIC (CDEC-SIC).

Las 18 distribuidoras identificadas, que explican el 91% de las ventas totales de energía, se listan en el Cuadro 2. Las ventas residenciales mensuales per cápita promedio son de 19,96 kWh, y la desviación estándar es de 11,62 kWh (Cuadro 2).¹⁰ Chilectra Metropolitana es, de lejos, la distribuidora más grande. Los estadísticos descriptivos de las variables se presentan en el Cuadro 3.

CUADRO 2
VENTAS DE ENERGIA RESIDENCIAL 1995-2001
(EN MWH)

Región	Distribuidora	Ventas período	Participación ¹
III	Emelat	470.409	100%
IV	Elecoop	36.551	3,17%
	Emec	1.115.060	96,83%
V	Conafe	576.441	14,84%
	Chilquinta	3.320.909	85,52%
	Emec	232.950	6,00%
VI	CGE	1.320.291	81,13%
	Emelectric	208.381	12,90%
VII	Conafe	372.934	21,79%
VIII	CGE	1.861.658	52,80%
	Frontel	586.222	16,63%
IX	CGE	822.420	61,83%
	Codiner	34.171	2,57%
	Frontel	434.263	32,65%
	Saesa	39.340	2,96%
X	Saesa	1.577.178	87,10%
RM	CGE	211.507	1,13%
	Chilectra	16.143.289	86,54%
	Emelectric	475.077	2,55%
	Puente Alto	257.222	1,38%
	Río Maipo	2.669.924	14,31%

Nota: (1) Corresponde a la participación total en las ventas totales entre 1995 y 2001, incluyendo las distribuidoras no identificadas.

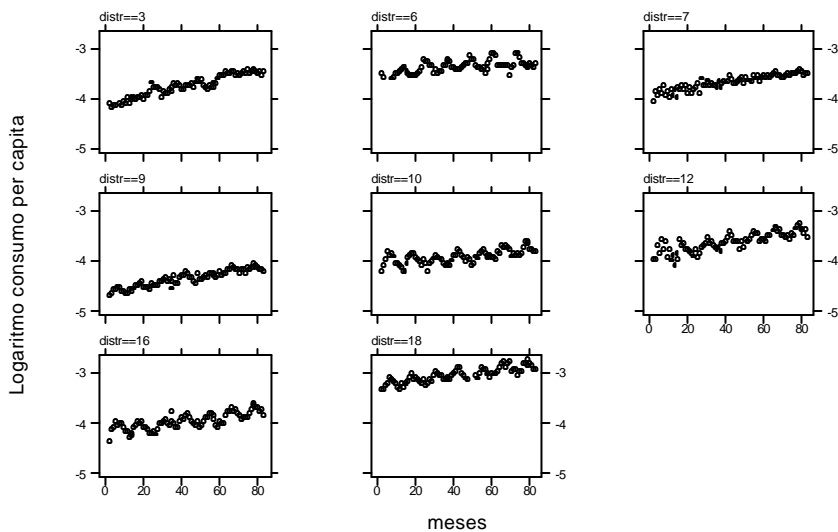
¹⁰La *potencia* es la capacidad de desarrollar trabajo mecánico, y se mide en watts (W). La *energía* es el uso o generación de potencia en un período de tiempo y se mide en watts por hora o watts-hora (Wh). Así, por ejemplo, una ampolleta de 100 W de potencia consume 50 Wh de energía si está encendida por media hora. Un kilowatt (kW) son 1.000 watts; un megawatt (MW) son 1.000 kW y un gigawatt (GW) son 1.000 MW.

CUADRO 3
ESTADISTICOS DESCRIPTIVOS

Variable	Media	Desviación estándar	Valor mínimo	Valor máximo
Consumo residencial per cápita (kWh/hab)	19,96	11,62	0,367	62,42
Tarifa BT1 (\$ diciembre 2001/kWh)	61,02	9,7	44	91
IMACEC	107,48	18,04	65,63	204,68
Precio del gas licuado (\$ diciembre 2001/m ³)	93.312	22.990	58.601	164.899

La información disponible permite construir un panel balanceado de 18 distribuidoras durante 84 meses. En el modelo planteado en la sección 2 los consumidores no ajustan su nivel de consumo de manera instantánea al nivel de consumo de equilibrio de largo plazo y, por lo tanto, es plausible esperar que la serie presente algún grado de persistencia temporal. En el Gráfico 1 se presenta un panel de gráficos que muestra la evolución del consumo de energía eléctrica per cápita para una selección de distribuidoras.¹¹

GRAFICO 1
CONSUMO ELECTRICO RESIDENCIAL PER CAPITA
DISTRIBUIDORAS SELECCIONADAS
(en kWh/habitante)



¹¹Elegimos aleatoriamente una distribuidora por región.

La inspección directa de estos datos muestra tres cosas. Primero, la tendencia de las series es creciente, es decir, el consumo eléctrico creció a una tasa mayor que la población. Segundo, la estacionalidad del consumo es marcada, siendo mayor durante el invierno. Por último, si se ignora la estacionalidad de las series de consumo, la tendencia sigue un patrón determinístico, sugiriendo que las series son estacionarias en tendencia.¹²

La población de cada comuna:

Para calcular el consumo per cápita se usó el número de habitantes de las comunas en que opera la distribuidora respectiva. La población comunal se obtuvo de las proyecciones de población del INE. El tamaño de la población en nuestra muestra varía entre 78.840 habitantes, que corresponden al mercado servido por Emec en la V región y que comprende Cabildo, La Ligua, Papudo, Petorca, Puchuncaví y Zapallar; y 4.217.699 habitantes, que corresponden a la población de las comunas de la Región Metropolitana servidas por Chilectra.

El precio de la electricidad:

Utilizamos la tarifa de baja tensión determinada por la Comisión Nacional de Energía (CNE) que se le cobra a clientes regulados cuya potencia conectada es inferior a 10 kW (BT1).¹³ La tarifa BT1 remunera las compras de energía y potencia y parte del así llamado Valor Agregado de Distribución (VAD), el cobro por estar conectado y usar a las instalaciones de distribución. Sin embargo, la Tarifa BT1 transforma estos costos fijos y variables en un solo cargo por kWh, más un cargo fijo. Por eso, para la mayoría de los consumidores residenciales el precio marginal es constante. Los clientes que consumen energía de invierno pagan un sobreprecio, pero son pocos.¹⁴

El precio que enfrentan los consumidores cambia mes a mes, influido por tres factores. Primero, cada cuatro años la CNE regula el VAD de cada distribuidora para cada una de las áreas geográficas que atiende, conocidas como áreas de concesión.¹⁵ Segundo, cada seis meses también fija el precio de la energía, y de la

¹²Hicimos las pruebas de raíz unitaria de Levin y Lin (1993) e Im, Pesaran y Shin (2003) que fueron especialmente diseñadas para datos de panel. Con todas ellas se rechazó la hipótesis nula de que la serie no fuera estacionaria.

¹³El cargo fijo puede ser un problema, porque la restricción presupuestaria que enfrentan los consumidores no es lineal, sino convexa. Su efecto es generar estimadores sesgados e inconsistentes (Berndt (1991) y Taylor (1975)). Para resolver este problema, Nordin (1976) propone incorporar en la estimación de la demanda sólo el precio marginal de la energía, ajustando el ingreso de los consumidores para reflejar el efecto ingreso que introduce el cargo. Sin embargo, Berndt (1991) propone simplemente obviar el problema del cargo fijo, porque el efecto ingreso es despreciable, tal como lo establece Westley (1989).

¹⁴El sobreprecio por consumo de energía de invierno sólo se aplica a los hogares que consumen más de 250 KWh al mes, no más del 10% del total. El consumo promedio de este tipo de energía de los consumidores residenciales alcanza a sólo 110 KWh por mes.

¹⁵Las áreas de concesión son definidas por la autoridad basándose en sus características de densidad de usuarios y localización geográfica. Las áreas de concesión no necesariamente coinciden con los límites comunales. Sin embargo, para efectos prácticos consideramos las comunas como áreas de concesión.

potencia, el así llamado precio de nudo. Tercero, la tarifa real que paga el consumidor cambia mes a mes, porque el reajuste por inflación ocurre cada seis meses. Nótese que, por lo tanto, la tarifa eléctrica es fijada por el regulador cada mes, no se ajusta a las condiciones de demanda y es exógena desde el punto de vista econométrico.

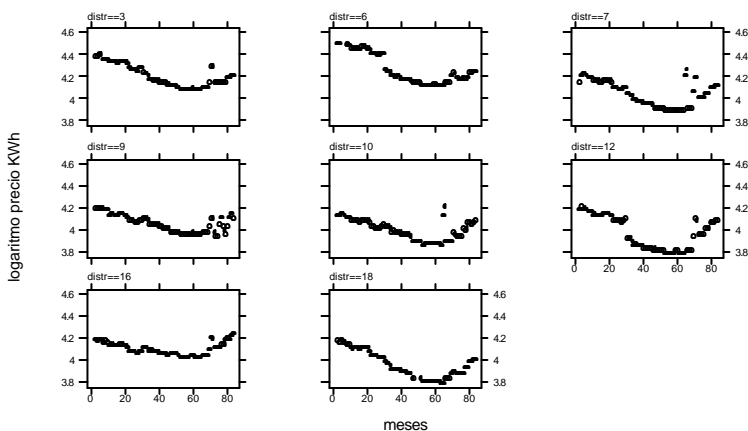
Visto que en cada región existen distintas áreas de concesión, calculamos una tarifa promedio para cada distribuidora, utilizando la tarifa BT1 reportada por la Superintendencia de Electricidad y Combustibles (SEC) ponderada por la población de cada comuna, de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$BTI_{k,r,t} = \frac{\sum_{i=1}^I BTI_{k,r,t} \times Población_{i,t}}{\sum_{i=1}^I Población_{i,t}},$$

donde $BTI_{k,r,t}$ es la tarifa promedio para la distribuidora k , en la región r , en el periodo t ; I es el número de comunas en cada región, y $Población_{i,t}$ es el número de habitantes en la comuna i en el mes t . La tarifa calculada de esta manera, en pesos de diciembre de 2001 por kWh, varía entre \$ 44 (que corresponde a la CGE en la IX Región entre fines de 1999 y mediados de 2000) y \$ 91 (que corresponde a Elecoop en la IV Región en junio de 1995), siendo el precio promedio de \$ 61,02.

Una inspección directa del logaritmo de los precios de la energía en una selección de regiones, que se presenta en el Gráfico 2, muestra dos cosas. Primero, que las series de precio son estacionarias durante el período analizado, aunque hay variabilidad entre regiones y en el tiempo. Segundo, que existe una clara tendencia decreciente hasta el segundo semestre de 1999, período en el cual la tendencia se revierte, reflejando la evolución del precio de nudo.

GRAFICO 2
PRECIO UNITARIO DE LA ENERGIA ELECTRICA.
DISTRIBUIDORAS SELECCIONADAS
(en pesos de diciembre de 1991 por kWh)

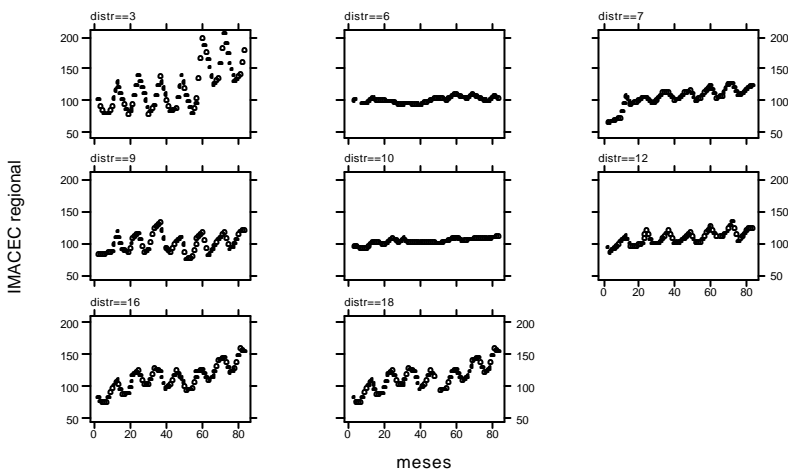


El ingreso:

La demanda por los servicios que prestan los equipos eléctricos crece con el ingreso. El problema es que no existen series mensuales de ingreso personal por región.¹⁶ Por eso utilizamos como *proxy* el promedio móvil del Índice Mensual de Actividad Económica (IMACEC) regional.¹⁷

En el Gráfico 3 mostramos un panel con la evolución del índice para una selección de regiones. Se puede observar que, tal como el consumo de electricidad, la series de ingreso presentan un marcado patrón estacional con tendencia determinística.¹⁸

GRAFICO 3
IMACEC REGIONAL



El precio de sustitutos:

La demanda por electricidad depende de precios reales de fuentes alternativas de energía, ya que en alguna medida existe sustitución de la electricidad por otros energéticos. Si bien existen varias fuentes alternativas de energía (v. gr. gas licuado, kerosene o algún otro derivado del petróleo), sólo incluimos el precio promedio mensual del metro cúbico de gas licuado, porque los precios de todos los sustitutos se mueven de manera conjunta y su inclusión generaría multicolinealidad. La información se obtuvo de la SEC. El precio del metro cúbico de gas licuado, en pesos de diciembre de 2001, varía entre \$58.601 (octubre de 1999) y \$ 164.899 (enero de 2001), siendo su valor medio de \$ 93.312.¹⁹

¹⁶Si bien la Encuesta de Caracterización Socioeconómica, CASEN, reporta el ingreso a nivel comunal, la misma se toma cada dos años y es de escasa utilidad para nuestros propósitos.

¹⁷El INE calcula el IMACEC regional cada tres meses.

¹⁸Las pruebas de raíz unitarias permitieron rechazar la hipótesis nula de que las series no eran estacionarias.

¹⁹Si bien el precio del gas licuado varía entre regiones, utilizamos un único precio correspondiente a la Región Metropolitana, ya que era la única serie disponible. En cualquier caso, en la práctica las diferencias de precio entre regiones son pequeñas.

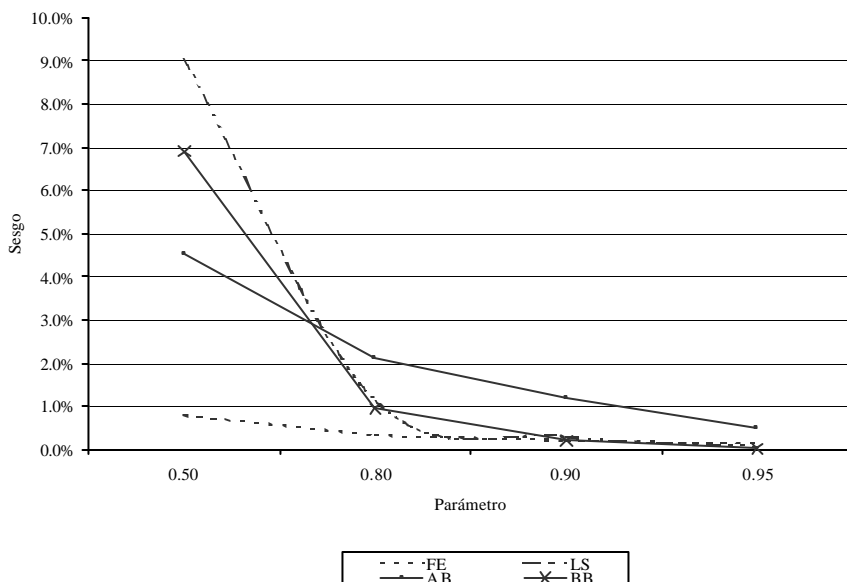
3.2. Eligiendo el estimador: análisis de Montecarlo

Un examen estadístico de nuestros datos revela dos características que no han sido tratadas por la literatura. Primero, la estacionalidad es importante, característica propia de las demandas sensibles al clima. Segundo, si bien el consumo, los precios y el IMACEC regional varían entre las distribuidoras y mes a mes, el precio del gas licuado sólo varía en el tiempo.

Para ranquear los cuatro estimadores realizamos un ejercicio de Montecarlo. Creamos artificialmente una base datos cuya estructura estadística es similar a la de nuestros datos. En particular se consideró que tanto la variable dependiente como el vector de variables independientes tenían un patrón estacional significativo. Por otra parte, el vector de variables explicativas estaba compuesto por la variable dependiente rezagada más tres variables adicionales que varían transversal y temporalmente, con la excepción de una de ellas la que sólo varió en el tiempo.

Los resultados de esta investigación se reportan en el Gráfico 4 y en el Cuadro 4. El Gráfico 4 muestra el sesgo con que cada uno de los cuatro estimadores estima la velocidad del ajuste, es decir $\sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j$, en este caso particular, $J=2$ (es decir $\sum_{j=1}^J \mathbf{I}_j = \mathbf{I}_1 + \mathbf{I}_2$), $N=30$ y $T=50$. Se aprecia que el sesgo de cada uno de los estimadores cae a medida que el ajuste es más rápido y $\mathbf{I}_1 + \mathbf{I}_2$ se acerca a 1. Sin embargo, es claro que el estimador intragrupos es el menos sesgado de los cuatro y es apreciablemente superior en la región de $\mathbf{I}_1 + \mathbf{I}_2 = 0,8$, en la que finalmente, como se verá, cayó nuestra estimación de la demanda por electricidad. El Cuadro 4 muestra el error cuadrático medio.

GRAFICO 4
SESGO DE LA PERSISTENCIA



CUADRO 4
ERROR CUADRATICO MEDIO DE LOS COEFICIENTES
DE LOS REGRESORES

N / T	Logaritmo del precio (-1)				Logaritmo del IMACEC				Logaritmo del precio del gas (-1)			
	0,50	0,80	0,90	0,95	0,50	0,80	0,90	0,95	0,50	0,80	0,90	0,95
20 / 20												
Intra grupos	1,1%	1,4%	0,8%	0,7%	1,1%	0,2%	0,5%	0,4%	0,5%	0,4%	0,4%	0,7%
MCO	1,1%	0,3%	0,1%	0,3%	2,2%	0,4%	0,5%	0,2%	4,4%	0,9%	1,1%	1,2%
Arellano-Bond	1%	0,3%	1,0%	0,5%	1%	1,6%	0,3%	2,6%	0%	3,2%	0,7%	0,1%
Blundell-Bond	2,5%	0,4%	0,1%	1,4%	2,0%	1,0%	1,6%	0,4%	2,3%	1,8%	1,5%	2,5%
20 / 50												
Intra grupos	0,4%	0,6%	0,1%	0,1%	0,7%	0,3%	0,2%	0,6%	0,3%	0,1%	0,1%	0,5%
MCO	1,2%	0,4%	0,3%	0,1%	2,2%	0,6%	0,3%	0,3%	4,7%	1,6%	0,4%	0,7%
Arellano-Bond	0,6%	0,4%	0,0%	0,3%	1,0%	0,0%	0,8%	1,5%	0,1%	0,4%	1,3%	0,2%
Blundell-Bond	1,4%	0,0%	0,2%	0,4%	1,5%	0,6%	0,4%	0,2%	2,3%	0,9%	0,4%	1,0%
20 / 100												
Intra grupos	0,1%	0,3%	0,1%	0,0%	0,4%	0,1%	0,0%	0,0%	0,4%	0,2%	0,0%	0,1%
MCO	1,3%	0,5%	0,2%	0,2%	2,1%	0,6%	0,1%	0,1%	4,9%	1,6%	0,5%	0,2%
Arellano-Bond	0,9%	1,1%	0,3%	0,6%	0,3%	0,2%	0,1%	0,1%	0,5%	0,3%	0,4%	0,5%
Blundell-Bond	0,9%	0,3%	0,2%	0,1%	0,3%	0,2%	0,4%	0,2%	2,0%	0,5%	0,7%	0,2%

¿Qué tan sesgada es la estimación de los coeficientes del resto de las variables (el precio de la electricidad, el IMACEC y el precio del gas) con cada uno de los cuatro métodos? El Cuadro 4 reporta los errores cuadráticos medios de los estimadores de los coeficientes de las restantes tres variables como porcentaje del parámetro. Fijamos el número de distribuidoras en $N = 20$, consideramos tres posibles largos de la serie ($T = 20, T = 50$ y $T = 100$). Se puede ver en el Cuadro 4 que cuando $N = 20$ y $T = 100$, que se aproxima al tamaño de nuestra muestra, el error cuadrático medio del estimador intragrupos es siempre el menor de los cuatro, independientemente de la velocidad del ajuste.

En resumen, este ejercicio confirma la superioridad relativa del estimador intragrupos. Ello es de particular interés, porque, como se dijo, no se disponía de información previa respecto al comportamiento de los estimadores de modelos de paneles dinámicos tradicionales cuando los datos presentan un patrón estacional marcado y N/T converge a un valor finito.

3.3. Resultados

Eligiendo la especificación correcta:

El Cuadro 5 muestra los resultados de una regresión con $J=1$. Sabemos que, por construcción, Arellano-Bond y Blundell-Bond deben quedar entre MCO y el estimador intragrupos si el modelo está bien especificado. Pero ello no ocurre, porque la menor estimación de I_1 corresponde al estimador de Arellano-Bond (0,716), a pesar de que las pruebas de Sargan y de autocorrelación muestran que la

estructura del error y los instrumentos escogidos son correctos. Por lo tanto, $J=I$ no es la especificación correcta.²⁰

CUADRO 5
ANÁLISIS DINAMICO DEL CONSUMO RESIDENCIAL PER CAPITA

Variables	(1) MCO	(2) Blundell-Bond	(3) Arellano-Bond	(4) Intragrupos
Log, consumo (-1)	0,998*** [0,0002]	0,983*** [0,1873]	0,716*** [0,1023]	0,809*** (0,0488)
R ²	0,99			0,68
AR(1)	-1,829 [0,067]	-2,009* [0,045]	-2,005* [0,045]	-1,834 (0,067)
AR(2)	1,579 [0,114]	1,615 [0,106]	1,615 [0,106]	1,719 [0,086]
Sargan		17,98 [1,000]	17,80 [1,000]	
Observaciones	1.400	1.400	1.382	1.400

[Errores estándares en corchetes]. *** significativo al 99%; * significativo al 90%.

Notas: (1) La variable dependiente es el logaritmo del consumo per cápita del distribuidor i en el mes t . (2) Todos los modelos incluyen variables *dummies* mensuales. (3) Para el caso de los estimadores de Blundell-Bond (columna 2) y Arellano-Bond (columna 3) los errores estándares reportados son asíntóticos. (4) AR(1) y AR(2) son las pruebas de autocorrelación asíntóticas distribuidas $N(0,1)$. (5) Los resultados de los modelos 3 y 4 corresponden a los de primera etapa corregidos por heteroscedasticidad. (6) El estadístico de Sargan corresponde a la segunda etapa. (7) Para estimar el modelo 3 utilizamos como instrumentos el logaritmo del consumo, rezagado dos y tres meses. (8) Para estimar el modelo 4 se utilizaron los mismos instrumentos del modelo 3 más la diferencia en el logaritmo del consumo rezagado un mes.

Sin embargo, el modelo con $J=2$ cumple con el criterio de límites, como se puede apreciar en la fila en cursiva del Cuadro 6, que reporta I_1+I_2 .²¹ Esto sugiere que la especificación correcta es la siguiente:

$$(12) \quad \ln e_{i,t} = \mathbf{a}(I_1+I_2) + (I-I_1)(I_1+I_2) \ln e_{i,t-1} - I_2(I_1+I_2) \ln e_{i,t-2} \\ + (I_1+I_2)(\mathbf{b}_1 \ln p_{i,t-1} + \mathbf{b}_2 \ln g_{i,t-1} + \mathbf{b}_3 I_{i,t}) + \mathbf{u}_{i,t}$$

²⁰Nótese que la regresión reportada en el Cuadro 5 incluye al lado derecho sólo el consumo rezagado. Esto, porque Bond (2002) sugiere estimar el modelo sin el vector de variables explicativas cuando se estudia cuál es la especificación correcta.

²¹También estimamos el modelo con tres rezagos. El tercer rezago resultó no ser significativo estadísticamente y los estimadores no cumplieron con la desigualdad (4).

Nótese que el Cuadro 6 muestra que los cuatro estimadores entregan estimaciones muy distintas de I_1 y I_2 . Esto indica que los sesgos de un estimador incorrecto pueden ser significativos cuando ni N ni T son suficientemente grandes. Más aún, los signos de los parámetros del precio y del IMACEC no son los esperados en la ecuación de demanda cuando el modelo se estima por MCO o Blundell-Bond. Por el contrario, los coeficientes del estimador intragrupos son consistentes con la teoría de la demanda.

CUADRO 6
RESULTADOS DE LA ESTIMACION

Variables	(1) MCO	(2) Blundell-Bond	(3) Arellano-Bond	(4) Intragrupos
Logaritmo del consumo (-1)	0,4029*** [0,1195]	0,2137*** [0,0820]	0,1327* [0,0788]	0,3296*** [0,1175]
Logaritmo del consumo (-2)	0,5933*** [0,1195]	0,7753*** [0,0792]	0,7319*** [0,0738]	0,5299*** [0,1216]
Logaritmo del precio (-1)	0,0061 [0,0131]	0,0023 [0,0169]	-0,0500** [0,0237]	-0,0548** [0,0239]
Logaritmo del precio del gas (-1)	-0,0041 [0,0070]	-0,0117 [0,0090]	0,0166** [0,0079]	0,0249*** [0,0096]
IMACEC	-1,58E-5 [0,0619]	0,0004 [0,0003]	0,0015** [0,0005]	0,0006* [0,0003]
$I_1 + I_2$	0,9962	0,9890	0,8646	0,8595
R ²	0,99			0,80
AR(1)	2,126* [0,034]	-0,534 [0,593]	0,471 [0,637]	2,207* [0,027]
AR(2)	0,621 [0,534]	1,539 [0,124]	1,622 [0,106]	1,191 [0,234]
Sargan		0,173 [1,0]	0,105 [1,0]	
Observaciones	1.400	1.400	1.382	1.400

[Errores estándares en corchetes]. *** significativo al 99%; * significativo al 90%.

Notas: (1) La variable dependiente es el logaritmo del consumo per cápita distribuidor i en el mes t . (2) Todos los modelos incluyen variables *dummies* mensuales. (3) Para el caso de los estimadores de Blundell-Bond (columna 2) y Arellano-Bond (columna 3) los errores estándares reportados son asintóticos. (4) AR(1) y AR(2) son las pruebas de autocorrelación asintóticas $N(0,1)$. (5) Los resultados de los modelos 3 y 4 corresponden a los de la primera etapa corregidos por heterocedasticidad. (6) El estadístico de Sargan corresponde a la segunda etapa. (7) Para estimar el modelo 3 se utilizaron como instrumentos el logaritmo del consumo rezagado tres y cuatro períodos; el logaritmo del precio rezagado dos y tres períodos; el logaritmo del precio del gas rezagado dos y tres períodos; el IMACEC rezagado uno y dos períodos. (8) Para estimar el modelo 4 se utilizaron los mismos instrumentos que en el modelo 3, más la diferencia en el logaritmo del consumo rezagado un período; la diferencia en el logaritmo del precio rezagado un período; la diferencia en el logaritmo del precio del gas rezagado un período y la diferencia en el logaritmo del IMACEC rezagado un período.

La elasticidad de la demanda por electricidad:

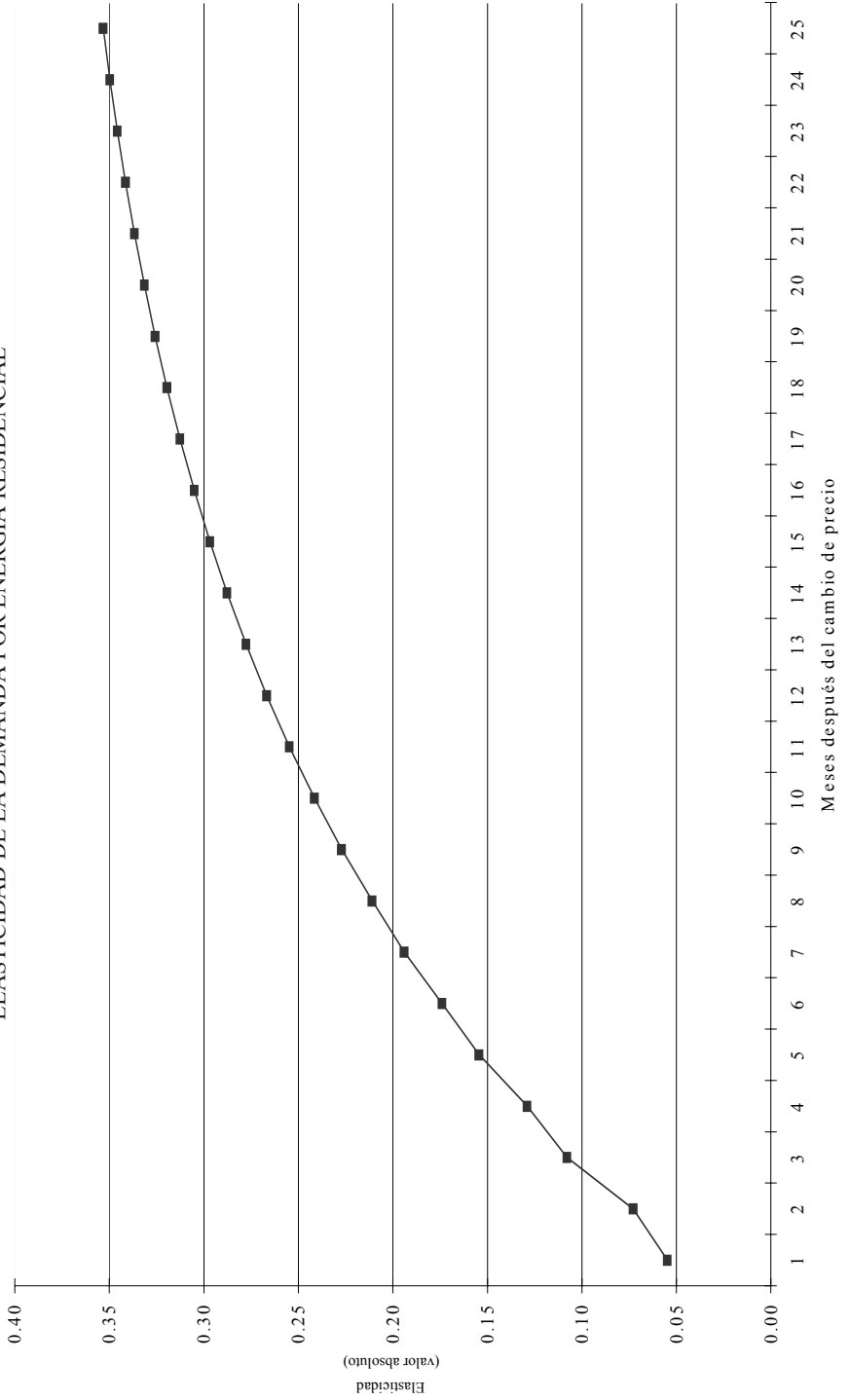
El resto de la discusión se refiere a la columna 4 del Cuadro 6, que reporta los resultados con el estimador intragrupos. La elasticidad-precio de corto plazo de la demanda por energía eléctrica (un mes) es $-0,0548$. Es decir, si el precio aumenta en 10% de un mes a otro, la cantidad demandada de energía debería caer en 0,548%. Esta magnitud puede parecer pequeña, pero en la siguiente sección mostraremos que no lo es en términos económicos.

El Gráfico 5 muestra cómo la elasticidad va creciendo con el paso de los meses. A un año plazo (la periodicidad de los datos de la mayoría de los estudios de la demanda por electricidad) esta elasticidad ya es $-0,27$. El Cuadro 7, que resume los resultados de una serie de estudios que estiman la demanda residencial, indica que nuestra elasticidad a un año está dentro del rango de lo que normalmente se obtiene (aunque la dispersión de las elasticidades estimadas es apreciable). Más aún, la elasticidad de la demanda que estimamos para Chile es mayor que la de Chumacero *et al.* (2000) y CNE (1986). En cualquier caso, el Cuadro 7 sugiere que la creencia en una demanda perfectamente inelástica al precio, aun en el corto plazo, es rechazada por la evidencia.

Como es obvio, la elasticidad-precio de largo plazo estimada es mayor, $-0,39$; un incremento permanente del precio de 10% disminuye la cantidad demandada de energía en 3,9%, una vez que los consumidores han ajustado su *stock* de aparatos eléctricos. El Gráfico 5 indica que gran parte del ajuste se completa al cabo de dos años: la elasticidad a 24 meses es $-0,35$. En la siguiente sección mostraremos que, nuevamente, en términos económicos la magnitud de la elasticidad de la demanda es importante.

La demanda residencial por electricidad cambia con el ingreso, que aproximamos con el índice de actividad económica regional. Las estimaciones muestran que en el corto plazo un incremento en un 10% en el índice de actividad económica genera un incremento aproximado en la demanda del 0,71%. Este incremento es mayor en el largo plazo y alcanza a casi 1,8%. Para traducir estos resultados a una elasticidad-ingreso comparable con otros estudios se regresionó el logaritmo del IMACEC contra el Ingreso Nacional Bruto Real durante la década de los noventa, encontrándose una elasticidad entre ambas variables de 1,12. Así, obtuvimos la elasticidad ingreso del consumo eléctrico multiplicando la elasticidad del IMACEC por 1,12. Con esta transformación, la elasticidad ingreso de corto plazo se estimó era de 0,079 y de 0,2 en el largo plazo. Estas elasticidades son menores a las encontrada por Chumacero *et al.* (2000), pero similares a estudios recientes para Estados Unidos (García-Cerrutti, 2000). En cualquier caso, llama atención que esta elasticidad sea tan baja; podría deberse en parte a que las variaciones del IMACEC no son la aproximación más apropiada de las variaciones del ingreso familiar.

GRAFICO 5
ELASTICIDAD DE LA DEMANDA POR ENERGIA RESIDENCIAL



CUADRO 7
LA ELASTICIDAD DE LA DEMANDA RESIDENCIAL COMPARADA

País	Estudio	(1) Precio (corto plazo)	(2) Precio (largo plazo)	(3) Ingreso (corto plazo)	(4) Ingreso (largo plazo)
Chile	CNE (1986)1	-0,09 a -0,04			
Chile	Chumacero <i>et al.</i> (2000)1	-0,09 a -0,02	-0,79 a -0,34	0,51 a 0,27	1,3 a 0,9
Chile	Este estudio (a 12 meses)	-0,27	-0,39	0,079	0,2
Costa Rica	Westley (1989)		-0,45		0,2
EE.UU.	Fisher y Kaysen (1962)	-0,15		0,10	
EE.UU.	Houthaker y Taylor (1970)	-0,13	-1,89	0,13	1,94
EE.UU.	Mount <i>et al.</i> (1973)	-0,14	-1,2	0,02	0,2
EE.UU.	Anderson (1973)		-1,12		0,8
EE.UU.	Houthaker, <i>et al.</i> (1973)		-1,02	0,14	1,64
EE.UU.	Chang y Hsing (1991)	-0,9	-1,39	0,36 a 0,13	
EE.UU.	Westley (1988)	-0,36 a -0,13	-0,99		0,65
EE.UU.	Madala <i>et al.</i> (1997)	-0,21 a -0,15	-1,03 a -0,22	0,43 a 0,13	1,58 a 0,04
EE.UU.	García-Cerrutti (2000)		-0,17	0,11	0,15
México	Berndt y Samaniego (1984)	-0,13	-0,47		0,73
Grecia	Donatos y Mergos (1991)	-0,21	-0,58	0,53	1,5
Paraguay	Westley (1984)		-0,56		0,42
Reino Unido	Houthaker (1962)	-0,89		1,16	

Nota: (1) Corresponde la elasticidad de la demanda agregada no sólo del sector residencial. (2) La elasticidad de corto plazo de los estudio citados es a un año plazo.

Por último, los resultados también muestran que la demanda residencial por electricidad es sensible a los cambios del precio de los sustitutos. La elasticidad precio cruzada de la demanda por electricidad y el precio del gas es 0,025 en el corto plazo y 0,178 en el largo plazo. Sin embargo, este resultado debe ser interpretado con cuidado, ya que en las estimaciones utilizamos un valor común del precio del gas para todas las regiones y que sólo varía en el tiempo, por lo que podría estar capturando otros efectos temporales comunes que no están correlacionados con la estacionalidad.

4. LA DEMANDA ES SENSIBLE AL PRECIO

Hemos mostrado que la demanda por electricidad no es perfectamente inelástica. Para concluir mostraremos con dos aplicaciones que incluso una elasticidad de corto plazo (un mes) de -0,0548 es económicamente apreciable.

4.1. Manejando déficit de abastecimiento eléctrico

Se suele creer que durante una escasez de energía causada, por ejemplo, por una sequía, es inevitable un racionamiento, porque la demanda por energía es perfectamente inelástica. ¿Es posible que una escasez se maneje con precios?

La CNE estima que el así llamado costo de falla, es decir, el costo de no entregarle un kWh a un usuario, es 22,7 centavos de dólar. Si la alternativa durante una escasez es racionar por parejo a todos los usuarios, este es el costo de oportunidad de un kWh consumido: si alguien deja de consumir un kWh, este se puede usar para aliviar el racionamiento en un kWh, con lo cual se evita incurrir en un costo de falla de 22,7 centavos de dólar. Al mismo tiempo, la tarifa BT1 en abril de 2004 era de 9,04 centavos de dólar. Vale decir, el costo de oportunidad de la electricidad durante una escasez es del orden de 2,5 veces (o 150% más) que el precio vigente en abril de 2004.

Supóngase ahora que durante una escasez los usuarios residenciales percibieran que el costo de oportunidad de consumir un kWh es 22,7 centavos. El Gráfico 6 indica que el consumo caería 4,9% un mes después del aumento; 6,5% dos meses después, y 9,5% tres meses después.²² Durante la crisis de 1998 y 1999 el déficit de energía alcanzó a poco menos de 10%, y una escasez en Chile es previsible, porque las sequías son prolongadas y duran alrededor de nueve meses. Esto indica que, contrario a la creencia, la elasticidad de la demanda es de magnitud suficiente para manejar una escasez de energía sin racionar.²³ De ahí

²²Para obtener estas respuestas aumentamos el precio de la energía desde 9,04 centavos a 22,7 evaluándolo con la función de demanda que estimamos, suponiendo que el resto de las variables permanece constante.

²³Es conveniente precisar que no es necesario que el precio de la energía a usuarios aumente 151%; basta con que el costo de oportunidad de los kWh consumidos en el margen cuesten 22,7 centavos. De hecho, el mecanismo de compensaciones que contempla la ley debiera lograr precisamente eso. (Sobre el mecanismo de compensaciones véase a Díaz *et al.*, 2000.)

que sea posible sostener que, económicamente, la magnitud de la elasticidad es apreciable.

4.2 ¿En cuánto crece la demanda por electricidad?

En las discusiones sobre política eléctrica se suele partir de la base que la demanda por electricidad crece 7% todos los años, independientemente del estado de la economía y las condiciones del mercado eléctrico. Nuestro trabajo indica, sin embargo, que no se puede desatender la evolución de los precios.

El Gráfico 7 muestra la evolución de la tarifa BT1 promedio (eje derecho) entre marzo de 1995 y diciembre de 2001. Hasta junio de 2000 esta cae desde \$ 66/kWh hasta \$ 47/kWh. El eje izquierdo muestra el cambio de la cantidad demandada entre marzo de 1995 (normalizada en 100) y diciembre de 2001 atribuible únicamente a la caída de precios.²⁴ Se aprecia que a junio de 2000 la demanda había crecido 12% por la caída del precio.

Supóngase ahora, y sólo para ilustrar la magnitud económica de la elasticidad estimada, que la caída de precios y la elasticidad residencial son representativas de todo el mercado eléctrico del SIC. Entre 1995 y 2001, el consumo total de energía del SIC creció en 64%, o en 7,4%, todos los años. El Gráfico 7 indica que, en promedio, a lo menos dos puntos porcentuales de ese crecimiento se debieron a que el precio de la energía cayó durante la mayor parte de ese período, o bien, que casi dos años de crecimiento entre 1995 y 2000 se le deben a la caída del precio.²⁵ Nuevamente, esto reafirma la principal conclusión de este trabajo: la demanda es sensible al precio.

²⁴Para calcular el cambio del consumo atribuible a la caída del precio de la energía, evaluamos la función de demanda que estimamos mes a mes y computamos la evolución del consumo, suponiendo que el resto de las variables permaneció constante durante todo el período.

²⁵En realidad, la caída del precio de nudo fue bastante mayor que la caída de la tarifa BT1 y los consumidores comerciales e industriales compran a tarifas que distinguen entre energía y potencia. Por lo tanto, es probable que una fracción aún mayor del aumento del consumo eléctrico anual sea explicado por la caída de precios.

GRAFICO 6
CAIDA DEL CONSUMO SI DURANTE UNA ESCASEZ LA ENERGIA
CUESTA EL COSTO DE FALLA

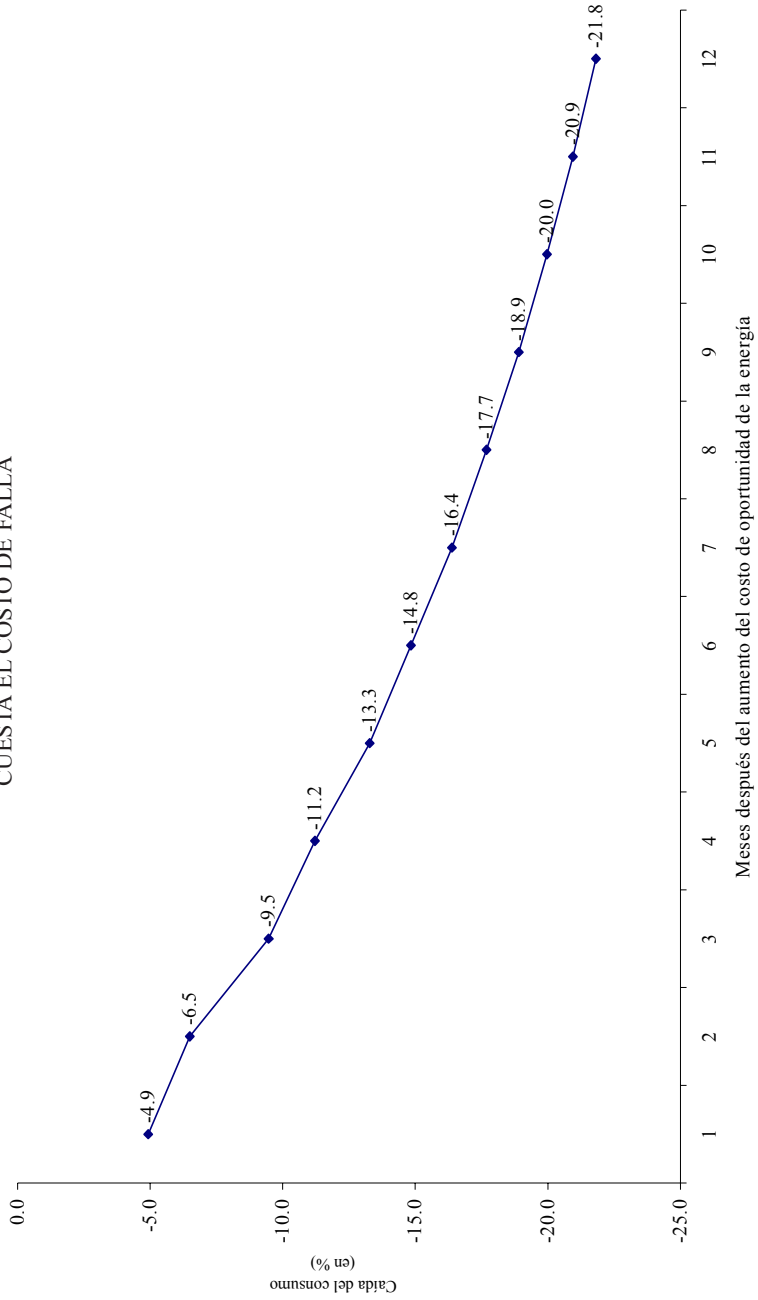
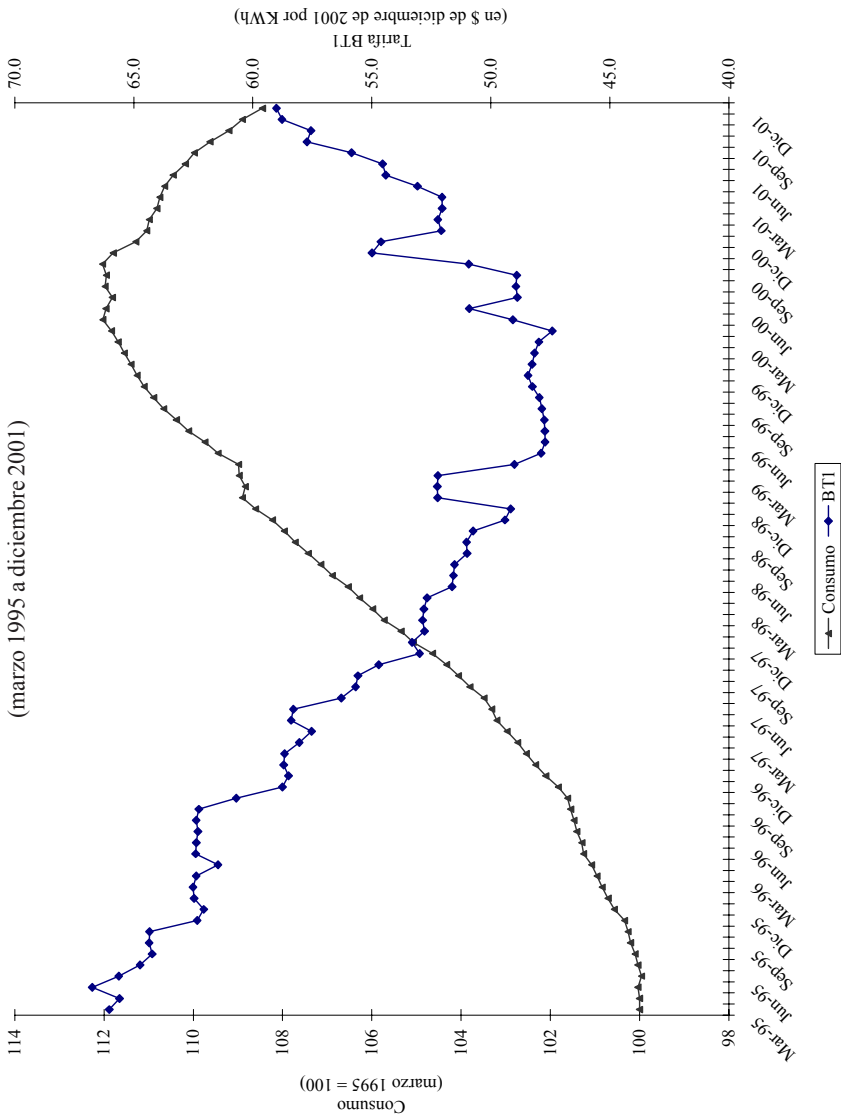


GRAFICO 7
 TARIFA BTI PROMEDIO Y CONSUMO
 (marzo 1995 a diciembre 2001)



APÉNDICE

A. El sesgo de los estimadores MCO e intragrupos

En este apéndice deducimos los sesgos de los estimadores cuando se estima un modelo de panel con un variable dependiente rezagada con los métodos de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) e intragrupos.

Considérese el siguiente modelo:

$$(A.1) \quad y_{i,t} = \mathbf{a} y_{i,t-1} + (\mathbf{h}_i + \mathbf{u}_{i,t}),$$

con $|\mathbf{a}| < 1$, $i = 1, \dots, N$, $t = 1, \dots, T$. \mathbf{h}_i es el efecto individual invariante en el tiempo y $\mathbf{u}_{i,t}$ es el efecto aleatorio que varía para cada individuo i a lo largo del tiempo. Se supone que ambos son variables aleatorias y sus dos primeros momentos son:

$$E(\mathbf{h}_i) = E(\mathbf{u}_{i,t}) = 0;$$

$$E(\mathbf{h}_i^2) = \mathbf{s}_h^2;$$

$$E(\mathbf{u}_{i,t}^2) = \mathbf{s}_u^2,$$

con $E(\mathbf{u}_{i,t}, \mathbf{u}_{i,s}) = 0 \quad \forall i \neq s$.

Dado lo anterior, el estimador de MCO es

$$(A.2) \quad \hat{\mathbf{a}}^{MCO} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T y_{i,t-1} y_{i,t}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T y_{i,t-1}^2},$$

que se puede reescribir como

$$\hat{\mathbf{a}}^{MCO} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (\mathbf{a} y_{i,t-1} + \mathbf{h}_i + \mathbf{u}_{i,t}) \cdot y_{i,t-1}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T y_{i,t-1}^2}.$$

Por tanto, tenemos que

$$\hat{\mathbf{a}}^{MCO} = \mathbf{a} + \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (\mathbf{h}_i + \mathbf{u}_{i,t}) \cdot y_{i,t-1}}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T y_{i,t-1}^2}.$$

Este estimador es inconsistente porque $y_{i,t-1}$ y \mathbf{h}_i están correlacionados positivamente. Es posible demostrar que $\text{plim}(\hat{\mathbf{a}}^{MCO} - \mathbf{a})$ es igual a

$$(A.3) \quad (I - \mathbf{a}) \times \frac{\mathbf{s}_h^2 / \mathbf{s}_u^2}{\mathbf{s}_h^2 / \mathbf{s}_u^2 + k},$$

con $k = \frac{1-a}{1+a}$. En vista que $|a| < 1$, se sigue que el término (A.2) es positivo. Por lo tanto, el estimador MCO es sesgado por arriba, en donde se tiene que $\mathbf{a} < \text{plim}(\hat{\mathbf{a}}^{MCO}) < 1$ ²⁶

Para solucionar este problema se suele eliminar el efecto individual \mathbf{h}_i , que es la fuente de inconsistencia. Para ello se debe transformar el modelo a uno en desviaciones de medias obteniéndose el tradicional estimador intragrupos. La transformación a utilizar es la siguiente:

$$(A.4) \quad Q = I_{T-1} - \frac{ee'}{T-1},$$

donde I_{T-1} es una matriz identidad de rango $T-1$ y e es un subvector de $t-1$ unos. Si multiplicamos (A.1) por (A.4) se obtiene:

$$(A.5) \quad y_{i,t} - \bar{y}_i = \mathbf{a} (y_{i,t-1} - \bar{y}_{i,t-1}) + (\mathbf{u}_{i,t} - \bar{\mathbf{u}}_i)$$

con $\bar{y}_i = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} y_{i,t}}{T-1}$, y análogamente para el caso de $\bar{y}_{i,t-1}$ y $\bar{\mathbf{u}}_i$. Entonces si estimamos (A.5) con mínimos cuadrados ordinarios, el estimador intragrupos es:

$$\hat{\mathbf{a}}^{\text{intragrupos}} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (y_{i,t} - \bar{y}_i)(y_{i,t-1} - \bar{y}_{i,t-1})}{\sum_{i=1}^N \sum_{t=2}^T (y_{i,t-1} - \bar{y}_{i,t-1})^2}.$$

Si bien el estimador intragrupos elimina el efecto individual \mathbf{h}_i , igual resulta ser inconsistente. Para ver por qué es conveniente analizar los términos $y_{i,t-1} - \bar{y}_{i,t-1}$ y $\mathbf{u}_{i,t} - \bar{\mathbf{u}}_i$ en la ecuación (A.5). Si extendemos dichos términos, se obtiene que

$$y_{i,t-1} - \bar{y}_{i,t-1} = y_{i,t-1} - \frac{1}{T-1} \times (y_{i,1} + \dots + y_{i,t} + \dots + y_{i,T-1}).$$

Al mismo tiempo, el término de error

$$\mathbf{u}_{i,t} - \bar{\mathbf{u}}_i = \mathbf{u}_{i,t} - \frac{1}{T-1} \times (\mathbf{u}_{i,2} + \dots + \mathbf{u}_{i,t-1} + \dots + \mathbf{u}_{i,T}).$$

A partir de lo anterior es fácil darse cuenta de que $y_{i,t-1}$ está correlacionado con $\frac{-1}{T-1} \mathbf{u}_{i,t-1}$, y $\frac{-1}{T-1} y_{i,t}$ con $\mathbf{u}_{i,t}$. Así la correlación entre la variable dependiente rezagada y el término de error en la ecuación (A.5) son negativos. Por lo tanto, el estimador intragrupos de \mathbf{a} resulta ser inconsistente:

²⁶Notar que si la distribución de \mathbf{h}_i fuera degenerada, (A.2) se convierte en $\text{plim} \hat{\mathbf{a}}_{OLS} = \mathbf{a}$ y, por tanto, no existiría sesgo.

$$plim(\hat{\mathbf{a}}^{intragrupos}) = - \frac{\frac{1+\mathbf{a}}{T-1} \left[1 - \frac{1-\mathbf{a}T}{T(1-\mathbf{a})} \right]}{1 - \frac{2\mathbf{a}}{(1-\mathbf{a})(1-T)} \left[1 - \frac{1-\mathbf{a}T}{T(1-\mathbf{a})} \right]}$$

El sesgo es hacia abajo y, por tanto, el estimador intragrupos subestima la magnitud de \mathbf{a} . De esta forma, tanto MCO como el estimador intragrupos son estimadores inconsistentes de \mathbf{a} y la dirección de los sesgos es opuesta.

Finalmente, cabe señalar que el sesgo de ambos estimadores tiene una forma similar cuando el modelo incluye más rezagos.

REFERENCIAS

- Acton, J.; B. Mitchell y R. Mowill (1976), "Residential Demand for Electricity in Los Angeles: An Econometric Study of Disaggregated Data", Report R-1899-NSF Rand Corporation.
- Anderson, K. (1973), "Residential Energy Use: An Econometric Analysis", Rand Corporation (R-1297-NSF).
- Anderson, T.W. y C. Hsiao (1981), "Estimation of Dynamic Models with Heterogeneous Error Components", *Journal of the American Statistical Association* 76: 598-606.
- Ahn, S.C. y P. Schmidt (1995), "Efficient Estimation of Models for Dynamic Panel Data", *Journal of Econometrics* 68: 5-27.
- Arellano, M. y S. Bond (1991), "Some Tests of Specification for Panel Data: Montecarlo Evidence and an Application to Employment Equations", *Review of Economic Studies* 58: 277-297.
- Balestra, P. (1967), *The Demand for Natural Gas in the U.S.* Amsterdam: North Holland.
- Blundell, R.W. y S. Bond. (1998), "Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models", *Journal of Econometrics* 87: 115-143.
- Bond, S. (2002), "Dynamic Panel Data Models: A Guide to Microdata Methods and Practice", *Portuguese Economic Journal* 1: 141-162.
- Berndt, E. (1991), *The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary*. Cambridge: MIT Press.
- Berndt, E. y R. Samaniego (1984), "Residential Electric Demand in Mexico: A Model Distinguishing Access from Consumption", *Land Economics* 60: 268-277.
- Brendt, E. y G. Watkins (1977), "Demand for Natural Gas: Residential and Commercial Markets in Ontario and British Columbia", *Journal of Econometrics* 10: 97-111.
- Chang, H. y Y. Hsing (1991), "The Demand for Residential Electricity: New Evidence on Time-Varying Elasticities", *Applied Economics* 23: 1251-1256.
- Chumacero, R.; R. Paredes y J.M. Sánchez (2000), "Regulación para Crisis de Abastecimiento: Lecciones del Racionamiento Eléctrico en Chile", *Cuadernos de Economía* 37: 323-338.

- Comisión Nacional de Energía, CNE (1986), "Demanda de Electricidad en Chile", mimeo.
- Díaz, C.; A. Galetovic y R. Soto (2000), "La Crisis Eléctrica de 1998-1999: Causas, Consecuencias y Lecciones", *Estudios Públicos* 80: 149-152.
- Donatos, G. y G. Mergos (1991), "Residential Demand for Electricity: The Case of Greece", *Energy Economics* 14: 226-232.
- Fisher, F. y C. Kaysen (1962), *A Study in Econometrics: The Demand for Electricity in the United States*, Amsterdam: North Holland.
- Galliani, S. y M. González-Rosada (2002), "Inference and Estimation in Small Samples Dynamic Panel Data Models", mimeo, Universidad de San Andrés.
- García-Cerrutti, L. (2000), "Estimating Elasticities of Residential Energy Demand from Panel Country Data Using Dynamic Random Models with Heteroskedastic and Correlated Errors Terms", *Resource and Energy Economics* 22: 355-366.
- Goett, A. y D. McFadden (1984), "The Residential End-Use Energy Planning System: Simulation Model Structure and Empirical Analysis", en John R. Moroney (ed.), *Advances in the Econometrics of Energy and Resources*, volumen 5. Greenwich: JAI Press.
- Halvorsen, R. (1973), "Long-run Residential Demand for Electricity", Discussion Paper N° 73-6. University of Washington, Institute for Economic Research.
- Houthakker, H. (1962), "Electricity Tariffs in Theory and Practice", *Electricity in the United States*. Amsterdam: North Holland.
- Houthakker, H. y L. Taylor (1970), *Consumer Demand in the United States*, 2nd ed. Cambridge: Harvard University Press.
- Houthakker, H.; P. Verleger y D. Sheehan (1973), "Dynamic Demand Analysis for Gasoline and Residential Electricity", *American Journal of Agricultural Economics* 56: 412-418.
- Im, K.S.; M.H. Pesaran y Y. Shin (2003), "Testing for Unit Roots in Heterogeneous Panels", *Journal of Econometrics* 115: 53-74.
- Kiviet, J. (1995), "On Bias, Inconsistency, and Efficiency of Various Estimators in Dynamic Panel Data Model", *Journal of Econometrics* 68: 53-74.
- Levin, A. y C. Lin (1993), "Unit Roots Tests in Panel Data: Asymptotic and Finite Sample Properties". Mimeo, University of California, San Diego.
- Maddala, G.; R. Trost, H. Li y F. Joutz (1997), "Estimation of Short and Long Run Elasticities of Energy Demand from Panel Data Using Shrinkage Estimators", *Journal of Business and Economic Statistics* 15: 90-100.
- Mount, T. y D. Chapman (1974), "Electricity Demand Projections and Utility Capital Requirements", Cornell University, Agricultural Economics Staff Paper 74-24.
- Mount, T.; L. Chapman y T. Tyrell (1973), "Electricity Demand in the United States: An Econometric Analysis", Oak Ridge, Tenn: Oak Ridge National Laboratory, Report ORNL-NSF-EP-49.
- Murray, M. R.; Spann, L. Pulley and E. Beauvais (1978), "The Demand for Electricity in Virginia," *Review of Economics and Statistics* 60: 585-600.
- Nordin, C. (1976), "A Proposed Modification of Taylor's Demand Analysis: Comment", *Bell Journal of Economics* 7: 719-721.
- Taylor, L. (1975), "The Demand for Electricity: A Survey", *Bell Journal of Economics and Management Science* 6: 74-110.
- Taylor, L.; G. Blattenberger y P. Verleger (1977), "The Residential Demand for Energy", Palo Alto, Calif.: Electric Power Research Institute, Final Report EPRI EA-235, vol. 1.

- Westley, G. (1984), "Electricity Demand in a Developing Country," *Review of Economics and Statistics* 66: 459-67.
- Westley, G. (1988), "The Demand for Electricity in Latin America: A Survey Analysis", Washington: Banco Interamericano del Desarrollo.
- Westley, G. (1989), "Nontraditional Partial Adjustment Models and their Use in Estimating the Residential Demand for Electricity in Costa Rica", *Land Economics* 65: 254-71.
- Windmeijer, F. (2000), "Finite Sample Correction for the Variance of Linear Two Steps GMM Estimators", Institute for Fiscal Studies Working Paper Series W00-19.