

Lo que hacemos con lo que sabemos. Brechas de género en habilidades y tareas en América Latina.

Implicancias para el mercado laboral.

Tesista: Cristian Bonavida

Director: Leonardo Gasparini

Resumen

En este trabajo utilizamos datos de la base PIAAC para evaluar diferencias por género en los mercados laborales en cuatro países de América Latina. A partir de medidas de desempeño cognitivo, documentamos que las brechas que se conocen para la edad escolar se verifican durante la etapa adulta. En particular en el campo numérico, incluso descontando el efecto de la educación. Explotando información de ocupaciones a nivel individual y con especificidad regional, verificamos en qué medida dichas diferencias encuentran un correlato en la intensidad de tareas abstractas, rutinarias y manuales, que hombres y mujeres desempeñan en el contexto laboral. En concreto encontramos que las habilidades cognitivas son relevantes para el contenido de tarea. Al mismo tiempo la evidencia sugiere una marcada segmentación en el tipo de tareas al interior de las ocupaciones, incluso frente a iguales atributos productivos. A partir de incorporar ambos factores a una regresión de Mincer estimamos el precio asociado a estas tareas controlando por una medida de capacidad cognitiva, que es típicamente una dimensión omitida. Mediante un ejercicio de descomposición cuantificamos en qué medida ambos factores contribuyen a explicar las brechas salariales entre género, hallando un efecto significativo que varía en magnitud según el país. Finalmente exploramos cómo estas diferencias se asocian con perspectivas para la demanda de empleo más o menos favorables en relación al cambio tecnológico.

Códigos JEL: I25; J31, O33

Palabras clave: habilidades cognitivas; tareas, brechas, retornos salariales

** Se agradecen los comentarios de Dolores de la Mata, Guillermo Alves, Lucila Berniell, Inés Berniell y Florencia Pinto y las discusiones metodológicas con Agustín Staudt. Los errores y omisiones son exclusiva responsabilidad de los autores.

1. Introducción

Uno de los fenómenos de mayor importancia en las últimas décadas, que se ha verificado tanto para países desarrollados como en vías de desarrollo, ha sido el acortamiento y la posterior reversión de la brecha educativa entre hombres y mujeres. La literatura ha documentado ampliamente este hecho, mostrando que actualmente las mujeres acumulan mayores años de educación que los hombres (Goldin, Katz, y Kuziemko 2006). Si bien esta tendencia ha permitido que la brecha de ingresos se acortara, aún persiste de manera significativa (Blau y Kahn 2017). Así para el caso de América Latina, las estimaciones denotan una diferencia salarial del 22% entre hombres y mujeres, la cual no es atribuible a características productivas (Marchionni, Gasparini, y Edo 2019).

La convivencia de ambos fenómenos, reversión de la brecha educativa y persistencia en brechas salariales, ha llevado a enfocar la atención hacia otras posibles explicaciones. Factores asociados a la discriminación y las normas sociales, a las cargas de cuidado desiguales y al rol de la mujer al interior del hogar, así como las decisiones de carrera, entre otras, han sido esgrimidos y analizados cuidadosamente por la literatura. Uno de los factores que ha recibido especial atención, se vincula con las diferencias en aprendizaje y habilidades cognitivas adquiridas durante la etapa educativa. Si durante su formación hombres y mujeres alcanzan distintos niveles de desempeño en distintos campos del conocimiento, que luego en el mercado laboral se valorizan de forma diferencial, parte de la brecha en remuneración podrían explicarse por esta vía.

Dichas diferencias en aprendizajes cognitivos, asimismo, adquieren relevancia a la luz de los cambios tecnológicos que se evidencian en el mundo y en la región. La tesis propuesta por Autor, Levy, y Murnane (2003) conocida como "Routine Biased Technical Change (RBTC)", estipula que no es solo el nivel educativo del trabajador, sino principalmente el tipo de tareas que este realiza, lo que define su grado de exposición al avance tecnológico. Para evaluar sus potenciales efectos sobre el empleo es necesario distinguir entre tareas laborales de diferente naturaleza, que la literatura converge en categorizar como abstractas, rutinarias y manuales. Bajo este marco conceptual, las habilidades individuales se entienden como capacidades y conocimientos que los trabajadores pueden aplicar para llevar a cabo distintas tareas. Por lo tanto, habilidades cognitivas diferentes pueden definir una ventaja relativa en desempeñar con mayor intensidad alguna de estas labores más que otras. Consecuentemente las brechas en aprendizajes por género podrían implicar un grado de segmentación también en esta dimensión.

La literatura que ha documentado las brechas de género en aprendizaje cognitivo es amplia gracias a la disponibilidad de pruebas estandarizadas. Por esta misma razón ha estado particularmente centrada en las disparidades en aprendizaje durante la etapa educativa formal. La evidencia es menos abundante respecto a si se verifican, y en qué magnitud, estas brechas en la adultez y su correlato en la dimensión laboral. Dicha evidencia es aún más escasa para la región. Los esfuerzos por vincular las habilidades cognitivas con los resultados laborales han apuntado principalmente en dirección de estimar su efecto en la brecha salarial o en las decisiones de carrera. Aun es relativamente poco lo que sabemos acerca de cómo las diferencias en aprendizaje definen un perfil de tareas laborales, las cuales implican un premio (o

penalidad) salarial y que, a su vez, juegan un rol en la dinámica del cambio tecnológico.

Conocer la magnitud y la dirección de las brechas en habilidades en la región en la población adulta es relevante para indagar si, incluso a igual cantidad de años de educación, hombres y mujeres adquieren saberes que los posicionan de forma diferencial en el mercado laboral. Allí, las disparidades en conocimiento pueden traducirse en patrones de especialización por tipo de tareas. De esta manera, la intensidad con la que hombres y mujeres realizan cierto tipo de actividades laborales importan, tanto para entender mejor la brecha salarial, como para explorar los efectos heterogéneos del cambio tecnológico. Hasta donde sabemos, no existen trabajos que intenten reunir estas diferentes dimensiones bajo un mismo análisis.

En esta dirección justamente se propone avanzar el presente trabajo, a partir de datos relevados en la encuesta de Evaluación de Competencia en Adultos (PIAAC por sus siglas en inglés) para cuatro países de América Latina: Chile, Ecuador, México y Perú. La base PIAAC constituye una fuente única ya que, no solo cuenta con información sobre un amplio conjunto de dimensiones laborales e individuales de la persona, sino además con medidas de habilidades cognitivas, recogidas a partir de pruebas individuales realizadas a cada entrevistado. Hasta 2015, de los países de la región, solo Chile había sido incluido en la encuesta, pero recientemente la edición de 2018 se extendió a Ecuador, México y Perú. A la fecha estos datos aún se encuentran poco explotados como una fuente de información regional, en contraste con una amplia cantidad de trabajos que centran exclusivamente su análisis en países de la OCDE.

Valiéndonos de la encuesta PIAAC y de su reciente expansión en su cobertura, el trabajo se propone documentar las diferencias de desempeño por género en tres habilidades cognitivas: *numeracy*, *literacy* y *problem solving*, analizando estas brechas respecto al resto de los países de la muestra. Asimismo, explotando información a nivel de ocupación se construyen medidas de la intensidad de tareas abstractas, rutinarias y manuales. A partir de ellas analizamos patrones de especialización según los tipos de tareas que hombres y mujeres desarrollan en el mercado laboral, verificando su correlato con las brechas en habilidades cognitivas. Posteriormente se estiman los retornos asociados a cada una de estas tareas, agregando posibles factores explicativos a la brecha salarial de género. Finalmente se explora cómo la intensidad en el contenido de tareas puede asociarse con mejores o peores perspectivas de empleo en relación a los efectos del cambio tecnológico.

El presente trabajo aporta a la literatura en cuatro aspectos relevantes. En primera medida documenta las diferencias por género en habilidades cognitivas en América Latina en la población adulta. Esto habilita la comparación de estas brechas respecto al resto de las regiones y permite conocer en qué medida las brechas que se verifican en edad escolar, persisten en la etapa laboral. En segundo lugar, el trabajo contribuye con evidencia novedosa acerca de la especialización por género según el contenido de tareas abstractas, rutinarias y manuales. El análisis vincula la brecha en habilidades cognitivas con estas diferencias en tareas, considerando la selección por ocupaciones y las heterogeneidades al interior de las mismas. En tercer lugar, se incluyen la información de habilidades y tareas, en una regresión Mincer, estimando sus retornos asociados. De esta forma podemos evaluar el aporte que supone incorporar estas dimensiones para explicar una porción de las brechas salariales por

género. En cuarto lugar, a partir del contenido de tareas el presente trabajo explora los posibles impactos heterogéneos entre hombres y mujeres, no solo en cuanto a las potenciales amenazas asociadas a la automatización, sino también en términos de las oportunidades para el empleo que las nuevas tecnologías suponen.

Los principales resultados del trabajo pueden resumirse en los siguientes. Encontramos evidencia de brechas significativas en las habilidades de *numeracy* y *problem solving*, Estas brechas son superiores a la de cualquier otra región, siendo equivalentes al efecto de dos años de educación formal, y son aún mayores en la parte baja de la distribución de desempeño. Nuestras estimaciones sugieren que estas diferencias, que ya se verifican en el sistema educativo, se amplifican luego en los mercados laborales. Durante la etapa productiva encontramos que el contenido de tareas difiere entre hombres y mujeres. Para explicar estas brechas importa tanto las diferencias en habilidades cognitivas como la dinámica ocupacional, donde el componente *within* ocupaciones ocupa un rol relevante. Al cuantificar las implicancias en términos salariales, estimamos un retorno asociado a tareas abstractas del 6.6% del salario horario y una penalidad para tareas manuales del 9.1%, siendo amplia la heterogeneidad entre países. Incorporar en conjunto la brecha de habilidades y tareas, contribuye a reducir la porción no explicada de la brecha de género salarial en promedio en un 10%, incluso luego de descontar la selección por ocupaciones. En Chile esta porción asciende al 19%. Por último, al explorar posibles implicancias de las brechas en tareas respecto al cambio tecnológico, encontramos probabilidades más altas de estar en una ocupación con expectativas a la baja en su demanda futura, cuanto mayor es la intensidad de rutina.

2. Literatura

El presente trabajo se apoya en una extensa literatura que ha abordado las diferentes dimensiones de las brechas de género que aquí se tratan. Entre estas, las disparidades en aprendizaje y en habilidades cognitivas ha sido extensamente documentando. El patrón de un peor desempeño relativo de mujeres en asignaturas relacionadas a matemática y ciencias duras, al mismo tiempo que un mejor desempeño en escritura y comprensión de texto, es un fenómeno que se sostiene de manera prolongada para una gran cantidad de países (Ceci et al. 2014; Guiso, Sapienza, y Zingales 2008; Hyde et al. 2008; OECD 2015; Pope y Sydnor 2010, entre muchos otros) aunque existe una amplia heterogeneidad en estas magnitudes (Mullis et al. 2000; Stoet y Geary 2013). La disponibilidad de pruebas estandarizadas ha permitido documentar ampliamente el fenómeno, incluso en países en vías de desarrollo, al mismo tiempo que ha permitido expandir los análisis sobre el origen, las causas de estas diferencias y su vínculo con factores culturales, sociales, así como su evolución en el tiempo.

Uno de los hechos estilizados principales que surgen a partir de las pruebas estandarizadas, es que América Latina presenta las brechas de género de mayor magnitud a nivel global (OECD 2016). Trabajos específicos para la región han identificado importantes brechas en habilidades durante la educación formal utilizando dichas fuentes de información. Nollenberger y Rodríguez-Planas (2015) analizaron la brecha de género en matemáticas a partir de datos de las pruebas estandarizadas PISA para ocho países de América Latina. Los autores encuentran

que la región es de las más desiguales en términos del desempeño relativo entre hombres y mujeres y testean una serie de explicaciones alternativas vinculadas a la teoría de la socialización y el rol de las expectativas de los padres. Por otro lado, Liu, Alvarado-Urbina y Hannum (2020) también documentan brechas a partir de los resultados de las pruebas estandarizadas TERCE para 12 países de la región. En su análisis los autores reportan que en general existe una brecha favorable a los hombres pero que en magnitud varían ampliamente, tanto al observar el promedio como en los extremos de la distribución, y vinculan el análisis de estas brechas a características socioeconómicas a nivel país. Por su parte Marchionni et al. (2019) documentan que las mujeres exhiben mejores resultados en lectura y peores resultados en matemáticas que los hombres, en concordancia con los patrones expuestos en OECD (2015). Los autores destacan que el gradiente positivo respecto a la edad y el año escolar sugiere que en parte estas brechas podrían deberse a restricciones culturales y sesgos de género en el ambiente.

Respecto a cuáles son las implicancias de estas diferencias, buena parte de los esfuerzos de la literatura han ido orientados en entender cómo y en qué magnitud contribuyen sobre las diferencias salariales entre hombres y mujeres en el mercado laboral (Paglin y Rufolo 1990; Fortin 2008; Black et al. 2008; Beede et al. 2011). Algunos trabajos incluso han abordado esta pregunta a partir de la base PIAAC. Christl y Köppl-Turyna (2020) analizan el caso de Austria encontrando que los retornos pueden diferir según el tipo de habilidad considerada y documentan que incorporar este factor aumenta considerablemente la porción de la brecha de género explicada. También usando PIAAC pero con un foco distinto, Paccagnella (2015) evalúa el efecto de la educación formal y de las habilidades cognitivas sobre distintas partes de la distribución de ingresos para países de la OCDE.

Para la región particularmente, la evidencia sobre el rol de las habilidades en las brechas salariales por género es más acotada. Usando datos de panel para Perú, Lavado, Velarde, y Yamada (2022) encuentran que las diferencias en test cognitivos contribuyen a la porción explicada de la brecha salarial (atribuible a diferencias en dotaciones), mientras que estiman un rol menor para las habilidades no cognitivas. En cambio, Tognatta, Valerio, y Sanchez Puerta (2016) utilizando datos de STEP para Bolivia y Colombia, encuentran que incorporar estas habilidades no aporta significativamente a la brecha salarial, pero sí estiman una contribución modesta para habilidades socioemocionales. Cabe notar que algunos de estos resultados se basan en medidas auto-reportadas, o en test cognitivos en el área de literatura, donde las diferencias por género son más modestas. En parte, la menor evidencia disponible en la región obedece a la escasez de datos que permitan capturar adecuadamente la dimensión de habilidad en la vida adulta.

Otras de las implicancias de las diferencias en habilidades que ha recibido gran atención en la literatura se ha orientado hacia los efectos sobre la especialización y división del trabajo por género. Estos aportes buscan entender en qué medida las brechas en aprendizaje influyen en las decisiones vocacionales y de carrera, relacionadas a la subrepresentación de mujeres en campo STEM (Blaisdell 1994; Ceci y Williams 2010; Hyde et al. 2008; Kahn y Ginther 2017). En general los resultados en esta línea señalan que el aprendizaje diferencial y la autopercepción de las competencias influye en la selección de hombres y mujeres en ciertas industrias y ocupaciones.

En contraste, menor evidencia existe acerca de si estos conocimientos diferenciales pueden predecir el contenido de tareas laborales que hombres y mujeres llevan a cabo en su ocupación. En este sentido, el correlato entre la dispar intensidad de las tareas asignadas a hombres y mujeres con las diferencias en habilidades no está del todo claro. Mientras una parte de estas diferencias se explicarían naturalmente por las distintas elecciones ocupacionales, otra porción de la brecha en el tipo de tareas puede originarse al interior de las mismas ocupaciones. Este aspecto se alinea con la evidencia de que la selección ocupacional explica solo una porción de las brechas en los retornos salariales, y que, por lo tanto, las heterogeneidades al interior de las ocupaciones son relevantes (Atal, Ñopo, y Winder 2009; Deutsch et al. 2002). La evidencia empírica más cercana refiere al trabajo de Speer (2017) que demuestra que hombres y mujeres presentan distintos contenidos de tareas en sus ocupaciones y que estas diferencias pueden explicarse en parte por diferencias en desempeño cognitivas, previos a su participación en el mercado laboral. Hasta donde sabemos, no existen trabajos en esta dirección para países de la región.

El análisis del contenido de tareas. comenzó a recibir atención a partir de la contribución seminal de Autor et al. (2003). Desde entonces numerosos trabajos han analizado el riesgo de automatización, a partir de identificar un conjunto de tareas asociadas a cada ocupación, las cuales se clasifican en rutinarias o no rutinarias y por tanto complementarias o sustitutas de los procesos de automatización y digitalización. Bajo esta metodología es posible obtener un índice teórico de intensidad de rutina (RTI) para cuantificar el riesgo de automatización y explorar su vínculo con la evolución del empleo. Diversos estudios, principalmente para países desarrollados, han replicado esta metodología (Autor y Dorn, 2013 para Estado Unidos; Goos y Manning 2007, para Reino Unido; Spitz-Oener 2006 para Alemania, entre otros) pero también se verifica una contribución creciente para la región (Brambilla et al. 2022; Bonavida, Brambilla, y Gasparini 2021)

Buena parte de estas contribuciones están basadas en información a nivel de ocupaciones (típicamente O*NET), que surgen de la evaluación externa de expertos. Aun cuando este aspecto asegura una medición objetiva del contenido de tareas no permite explorar variabilidad para trabajadores en una misma ocupación. La base PIAAC, en cambio, se construye sobre preguntas individuales a trabajadores acerca de las características de su ocupación, lo que habilita un análisis con mayor granularidad y especificidad. Este aspecto la convierte en una base atractiva para el abordaje del contenido de tareas. En base a PIAAC, de La Rica y Gortazar (2016) han explorado diferencias en el grado de rutina para las ocupaciones en países de la OCDE y han estimado el posible impacto, a través del desplazamiento del empleo, en la distribución salarial. Asimismo, De La Rica, Gortazar, y Lewandowski (2020) han propuesto estimar para una muestra de países desarrollados el precio asociado a tareas abstractas, rutinarias y manuales mediante regresiones Mincer y han documentado la variabilidad en la intensidad de estas tareas para estos países. Esta contribución ha permitido notar el potencial rol que puede tener el contenido de tareas sobre los salarios, más allá de los típicos factores productivos de los individuos y de las firmas. No se conoce, sin embargo, la significatividad ni la magnitud de estos o retornos para el caso de países latinoamericanos, como así tampoco su posible efecto sobre la brecha salarial por género.

Finalmente, dentro de esta nutrida literatura en torno al contenido de tareas de las ocupaciones, son incipientes los esfuerzos en dirección de comprender las heterogeneidades por género y sus potenciales consecuencias sobre los efectos del cambio tecnológico. Entre los pocos trabajos en esta línea para América Latina, encontramos el de Bustelo et al. (2019) quienes centran el análisis en los conocimientos tecnológicos relevantes para la economía digital. Sus resultados demuestran que las tareas vinculadas a los campos STEM se encuentran distribuidas de forma desigual entre hombres y mujeres y que las mismas implican significativos retornos para ambos. En un trabajo cercano Egana-delSol et al. (2022) documentan riesgos de automatización diferenciales para hombres y mujeres, a partir adosar las estimaciones de Frey y Osborne (2013) a la base PIAAC (para el caso de Chile) y a la base a STEP (para otros tres países de la región). Si bien en dicho trabajo los autores incorporan la dimensión de género, las estimaciones de Frey y Osborne no han estado exentas de observaciones, por cuanto suponen extrapolar las tendencias de mercados laborales externos, al mismo tiempo que imponen una clasificación binaria de la ocupación según sea o no enteramente automatizable.

En este sentido, la literatura típicamente ha abordado al cambio tecnológico desde una óptica centrada en las amenazas que este supone, que se traducen específicamente en la creciente automatización del trabajo. Menos atención ha sido puesta en capturar cuales son las oportunidades que surgen a partir de la disrupción de los procesos productivos. La aparición de nuevas habilidades relevantes en el mercado laboral reconfigura las demandas, tanto depreciando la necesidad de cierto tipo de tareas como aumentando la de otras. El reemplazo del trabajo por procesos automatizados captura esta primera dimensión únicamente.

Por lo expuesto, creemos que existe un espacio relevante en la literatura para profundizar sobre las diferencias de género en los mercados laborales de la región. Hasta donde sabemos, no existen trabajos que intenten reunir las dimensiones de brechas en aprendizajes con el contenido de tareas bajo un mismo análisis, explorando el correlato entre estos factores y sus posibles implicancias en términos salariales y en relación al cambio tecnológico. La base PIAAC constituye una herramienta de interés para tal fin.

3. Datos

Desde el año 2012 la OCDE ha llevado a cabo el “Programa Internacional de Evaluación de Competencia en Adultos” (PIAAC). Su objetivo ha sido medir el nivel de competencias cognitivas y habilidades relacionadas con el mundo del trabajo. Inicialmente la encuesta incluyó a 25 países, principalmente integrantes de la OCDE, sin embargo, su cobertura geográfica se ha ido expandiendo en sucesivas rondas. Actualmente PIAAC ha logrado incluir a 39 países de 4 regiones distintas: América Latina; Europa Occidental y Norte América; Europa Oriental y Asia. Para el caso de América Latina la Ronda 2 de PIAAC de 2015 solo incluía a Chile, pero recientemente en la Ronda 3 del 2018 se incorporó a Ecuador, México y Perú.

El diseño muestral de la encuesta permite una representatividad geográfica a nivel nacional y su población objetivo se compone de todos los individuos no-institucionalizados entre 16 y 65 años que se encuentren residiendo en el país. El

tamaño de la muestra disponible es bastante homogéneo entre países, con la excepción de Canadá y Estados Unidos donde se recogieron muestras más grandes. Para el caso de los países de la región el tamaño muestral ronda entre los 5300 y 7200 casos según el país. Además de su atractivo por su cobertura regional la encuesta se destaca por contar con nutrida información acerca de las características del entorno del individuo, logros educativos y participación en otras instancias de formación, status e historia laboral, múltiples características del trabajo actual, así como también información detallada de la remuneración percibida. La particularidad de esta base, sin embargo, viene dada por la posibilidad que ofrece de contar con información sobre habilidades cognitivas, que se obtienen a través de una evaluación individual directa diseñada para recoger una medida comparable entre países y regiones. PIAAC evalúa a los encuestados en tres dimensiones: comprensión lectora (*literacy*), capacidad de cálculo (*numeracy*) y capacidad para resolver problemas en contextos informatizados (*problem solving*).¹

La medida de habilidad en *literacy* se define como la capacidad de comprender, evaluar, usar y trabajar sobre textos escritos. Abarca desde la decodificación de palabras y oraciones escritas hasta la comprensión, interpretación y evaluación de textos complejos. La habilidad de *numeracy* es definida como la capacidad de acceder, utilizar, interpretar y comunicar información e ideas matemáticas. Implica manejar una situación o resolver un problema en un contexto real, respondiendo a contenido o información matemática representadas de múltiples maneras. Por último, la habilidad de *problem solving* se entiende como la capacidad para usar tecnología digital, herramientas y redes de comunicación para adquirir y evaluar información, comunicarse con otros y realizar tareas prácticas.² Estas competencias evaluadas en la encuesta se conciben como “competencias claves en el procesamiento de la información”. PIAAC propone un enfoque de la medición de estas habilidades que no apunta al dominio de cierto contenido, sino en la capacidad de aplicarlo.

Además de esta información sobre capacidad individual, PIAAC incluye un módulo de uso de competencias en el contexto laboral. En él se evalúa el grado en el que el individuo aplica sus competencias cognitivas, sociales, físicas y de aprendizaje en sus actividades laborales. En base a indagar sobre la frecuencia con que realiza cierto tipo de actividades que se relacionan a una determinada habilidad, la encuesta permite obtener información acerca de la intensidad con la que el entrevistado vuelca sus capacidades y conocimientos en el contexto de su ocupación. Estos dos insumos: habilidades cognitivas y su aplicación en el trabajo, junto con datos de remuneración, son los necesarios para llevar a cabo nuestro análisis.

Para la sección que evalúa las perspectivas del empleo respecto al cambio tecnológico, los datos de PIAAC se complementan con datos del Work Economic Forum, generados en el marco del reporte “*Future of Jobs Reports*”. Dicho reporte releva las expectativas del mercado respecto a diferentes dimensiones del cambio tecnológico. El informe ofrece un perfil por país sobre la orientación de las inversiones

¹ Estas categorías son comprables las que mide OCDE en las pruebas estandarizadas PISA.

² Dado que el cuestionario de PIAAC fue suministrado en formato papel y mediante dispositivos tecnológicos, para los encuestados en el primer caso no se cuentan con medidas cognitivas en *problem solving* puesto que esta evaluación requiere de la interacción con un dispositivo. La porción sin datos para este campo varía por país. En el caso de Chile es del 35% y para el resto de los países de la región alrededor del 50%.

productivas, sobre las habilidades relevantes y el nivel de capacitación de la fuerza laboral, en relación a las nuevas demandas asociadas a la revolución digital. Estas tendencias se obtienen a partir de encuestas que el organismo suministra al personal directivo del sector empresarial en todos los países incluidos en el estudio. Aun cuando esta fuente no supone una base de datos sistemáticas como las que existen para calcular el índice de Rutina (O*NET por ejemplo), ofrece la ventaja de capturar la especificidad regional, así como las perspectivas actuales y futuras en término de la demanda de empleos y la transformación del tipo de actividades laborales.

Como parte de las expectativas, el reporte releva los cambios esperados en el empleo a partir de un listado de ocupaciones emergentes y redundantes para los próximos años. En cada cuestionario los encuestados enumeran los trabajos u ocupaciones para las que esperan aumentar o disminuir su dotación de empleo según sus planes de mediano plazo. A partir de ello el WEF elabora un ranking de las ocupaciones con mejores y peores perspectivas. Para nuestro análisis consideraremos este ranking para los tres países de América Latina incluidos en el reporte, Argentina, Brasil y México. Si bien solo México está incluido en la base PIAAC, asumir que los mercados laborales en América Latina comparten rasgos comunes y son más similares entre sí, respecto a los de otras regiones del mundo, es un supuesto lógico. Esta información a nivel regional es por tanto un insumo útil, ya que evita incorporar o extrapolar las tendencias o las características de ocupaciones en países desarrollados, como ocurre en el caso de O*NET u otras fuentes de datos. Además, como se mencionó anteriormente, a diferencia de otras bases de datos, permite extender el análisis para evitar considerar solo los efectos negativos sobre el empleo, sino también incorporar las crecientes oportunidades por la mayor demanda sobre ciertas ocupaciones que puede surgir a raíz de las disrupciones tecnológicas.

4. Metodología

4.1 Habilidades

Para el primer apartado que analiza las brechas en habilidades, tanto en el promedio o a lo largo de la distribución de desempeño, se toma en cuenta a todos los individuos para quienes se cuente con información de variables demográficas básicas y de habilidades. Para dichas habilidades se consideran los valores absolutos del puntaje de las pruebas cognitivas medidas en PIAAC. Al momento de incluir estas métricas en ejercicios de regresión estos se expresan en desvíos estándares, siguiendo el tratamiento típico en la literatura. Al estimar las brechas de género en habilidades nos interesará evaluar si las diferencias persisten descontando el efecto de otros factores que influyen sobre el aprendizaje cognitivo. Más formalmente, estimaremos la magnitud y significatividad del coeficiente de género bajo la siguiente especificación.

$$y_{ij}^n = \alpha + \beta \text{Género}_{ij} + \sum \delta_m X_{ij}^m + \varepsilon_i \quad (i)$$

Donde y_i^n representa para el individuo i en el país j , el nivel de la n habilidad, siendo $n=3$ ya que medimos habilidades en *numeracy*, *literacy* y *problem solving*. X_{ij}^m representa m controles que incluyen en este caso la edad, educación propia,

educación del padre y madre, y el interés se centrará en estimar el coeficiente beta de la variable binaria género. En todo análisis en el cual se incluyen las habilidades se emplean los métodos de cálculo establecidos por PIAAC considerando el muestreo complejo con el que fueron relevados los datos. Esto es, se utilizan todos los valores plausibles para los puntajes y se estiman los errores estándares adecuados.

Asimismo, las medidas de habilidades nos permitirán evaluar su correlato con el contenido de tarea, para entender en qué medida las brechas en habilidades cognitivas se asocian con el desempeño más intensivo de cierto tipo de tareas en la ocupación. En dicho apartado nos interesará estimar el efecto de un mejor desempeño en cada habilidad sobre el nivel de cada tarea. En términos formales:

$$y_{ij}^k = \alpha + \beta Skill_{ij}^n + \sum \delta_m X_{ij}^m + \varepsilon_i \quad (ii)$$

Donde X_{ij}^m es un vector de controles de m características productivas que incluye grupo etario, logro educativo, género, condición de inmigrante, experiencia laboral, sector (privado o público), dummy de entrenamiento laboral, condición de trabajador por cuenta propia, tamaño de la firma y tipo de contrato. $Skill_{ij}^n$ es la habilidad n (*numeracy, literacy, problem solving*) del trabajador i en el país j expresada en desvíos estándares. Donde y_{ij}^k es igual a la intensidad de la k tarea (*abstract, routine, manual*) para cada trabajador i en el país j . Esta medida de tareas se construye a partir de los datos de PIAAC como se discute a continuación.

4.2 Intensidad de tareas

Medidas de tareas

Como mencionamos previamente, unas de las principales ventajas de la base PIAAC es la posibilidad de construir medidas del contenido de tareas a nivel individual, lo que otorga variabilidad incluso al interior de las ocupaciones. Para operativizar estas medidas seguimos el abordaje que ha sido aceptado como estándar, siguiendo la literatura de cambio tecnológico. Concretamente la clasificación de tareas en abstractas, rutinarias y manuales que empleamos se basa en la contribución seminal de Autor et al. (2003), que fue luego ampliada por Autor et al. (2006) y Autor y Dorn (2013). Como documentan detalladamente Biagi y Sebastian (2020), a partir de estas contribuciones, dicha categorización del tipo de tareas ha sido ampliamente aceptada y replicada en números trabajos. Una revisión y descripción breve acerca de estas medidas se detalla en el Anexo C.

Para derivar a partir de la información de PIAAC medidas del nivel de intensidad para cada tipo de tarea, se emplean preguntas del cuestionario que se engloban en dos dimensiones: “uso de habilidades en el trabajo” (*Skill use at work*) y características del trabajo actual (Current work). La primera de ellas captura la frecuencia con la que el trabajador en su ocupación realiza una serie de tareas, actividades o procesos que son listados en el cuestionario de PIAAC. La segunda dimensión captura una serie de atributos que describen a la ocupación.

La definición de cada tipo de tarea se construye entonces a partir de seleccionar de estas dos fuentes, aquellas preguntas puntuales que sean informativas de la medida en que las actividades laborales tienen un mayor peso de contenido abstracto, rutinario o manual. Si bien esta distinción en tres tipos de tareas es bien estándar en la literatura, la elección de las preguntas que pueden definir mejor la naturaleza de cada una no está exenta de cierto grado de discrecionalidad. La base PIAAC ofrece un rango amplio de preguntas que podrían seleccionarse para cada categoría. La conformación que proponemos en cada caso se apoya en la metodología de otros trabajos que utilizan la base PIAAC (de La Rica y Gortazar, 2016 y de La Rica et. al, 2020 y Marcolini et al. 2016), pero al mismo tiempo incorpora algunas alternativas en la especificación, que entendemos permiten refinar el análisis. En la Tabla 1 se detallan estas definiciones, enumerando las preguntas de PIAAC consideradas para construir cada categoría.

En la dimensión de tareas abstractas y manual la definición utilizada es bien similar a la definición utilizada por de La Rica y Gortazar, 2016 y por de la Rica et. al, 2020, especialmente respecto a este último. En lo que refiere al índice de rutina nuestra definición se acerca más a la medida empleada por Marcolini et al. (2016). En el Anexo C se ofrece una discusión más detallada de las diferencias en cada tipo de tareas y de las razones que justifican dicha elección.

Tabla 1. Definición de los índices de tareas a partir de variables del uso de habilidades y de características del trabajo.

Tarea	Variables	Dimensión
Abstract	Con qué frecuencia - Resuelve problemas complejos	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Utiliza matemática avanzada o estadística	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Escribe reportes	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Planea las actividades de otros	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Infiere en las decisiones de otros	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Negocia con otros	Uso de habilidades en el trabajo
Routine	Con qué frecuencia - Planea sus propias actividades	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Organiza su propio tiempo	Uso de habilidades en el trabajo
	Flexibilidad del trabajo - Para determinar la secuencia de sus tareas	Acerca del actual trabajo
	Flexibilidad del trabajo - Para determinar cómo realizar su trabajo	Acerca del actual trabajo
	Flexibilidad del trabajo - Para determinar la velocidad de su trabajo	Acerca del actual trabajo
Manual	Con qué frecuencia - Trabaja físicamente por un largo período	Uso de habilidades en el trabajo
	Con qué frecuencia - Utiliza las manos o los dedos	Uso de habilidades en el trabajo

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC

Concretamente la medida de intensidad se calcula en base los valores de cada una de estas preguntas. Estos valores van de 1 a 5 en la dimensión de “uso de habilidades en el trabajo”, siendo 1 “Nunca” y 5 “Todos los días”. Para la dimensión de características de la ocupación actual, la escala es la misma, siendo 1 “en ninguna medida” y 5 “en gran medida”.³ El valor final es el resultado de estandarizar cada

³ Por ejemplo, frente a la pregunta “¿con qué frecuencia usted utiliza matemática avanzada o estadística en su trabajo?” el encuestado responde entre valores extremos que van desde “nunca” (1) a

una de estas preguntas que conforman el índice de la tarea y tomar el valor promedio entre ellas. El índice es entonces una variable estandarizada con media 0 y desvío 1. Esta definición es robusta a una especificación por *principal components* (PCA).

La otra ventaja de estimar tareas con la base de PIAAC consiste en obtener medidas que capturen la especificidad regional de los mercados de trabajo. Esto supone una característica deseable de estas fuentes de información, por cuanto una medida “idiosincrática” de la composición de tarea puede distar de una que se construya a partir de extrapolar las características de las ocupaciones en países desarrollados, y aplicarlas luego a la estructura productiva de la región. El punto es relevante dado que las conclusiones del análisis pueden depender directamente de estos supuestos. En el anexo C ofrecemos una comparación de los resultados de ambas metodologías, que surge de replicar las medidas de Autor y Dorn (2013) usando O*NET y adosarlas a la base de PIAAC. El mensaje principal es que estas medidas pueden diferir entre ellas y que esto es particularmente más probable para el caso de los países analizados, lo que alienta el uso de este tipo de información regional.

En nuestro análisis emplearemos estas medidas de tareas en primer lugar para estudiar diferencias en la intensidad con que hombres y mujeres realizan cada una de ellas. Posteriormente nos preguntamos cuanto de estas brechas en el contenido de tareas pueden explicarse por las brechas encontradas en habilidades cognitivas. Por último, estimaremos en qué medida estas diferencias se reducen o se amplían al interior de las ocupaciones, una vez descontado el efecto dado por la selección ocupacional.

$$y_{ij}^k = \alpha + \beta \text{gender}_i + \sum_m \delta_m X_{ij}^m + \gamma \text{Skill}_{ij}^{\text{num}} + \theta + \mu \quad (iii)$$

En esencia esta especificación es idéntica a la ecuación (ii) con la diferencia de que aquí nos interesa testear el coeficiente asociado al factor de género que estaba incluido en el vector de controles originalmente. El resto de los controles son los mismos. Los dos últimos factores, correspondientes a las habilidades y al efecto fijo por ocupación (θ), se adhieren sucesivamente para comparar la magnitud del coeficiente β respecto a una especificación sin ellos. Al incorporar la dimensión laboral y de tareas se vuelve necesario restringir la muestra a aquellos individuos empleados, para quienes contamos con información de las características de su ocupación.

Retornos a las tareas:

Nuestras medidas de intensidad de tareas nos permitirán su vez testear la significatividad y magnitud de los premios o penalidades salariales asociadas a ellas. Para ese caso, en primer lugar, consideramos una ecuación de Mincer donde además de todos los controles anteriores se incluyen el índice de intensidad de tareas como variable explicativa, para obtener el efecto de cada tipo de tarea sobre el salario. En segundo lugar, estimamos una ecuación de Mincer enriquecida con las medidas de habilidad cognitiva del individuo, para evaluar si los coeficientes asociados a cada

“todos los días” (5). Frente a la pregunta “¿en qué medida usted puede determinar la secuencia de sus tareas?” el encuestado responde entre los extremos en “ninguna medida” (1) y “en gran medida” (5).

tarea sobreviven luego de controlar por este inobservable típico. En términos formales estimamos:

$$y_{ij} = \alpha + \sum_1^k \beta_k \text{task}_{ij}^k + \gamma_n \text{Skill}_{ij}^n + \sum_m \delta_m X_{ij}^m + \mu \quad (iv)$$

Donde y_{ij} es el salario horario en log en PPP corregido en dólares para el trabajador i en el país j . task_{ij}^k es igual al nivel de tarea las k tareas (*abstract, routine y manual*) para cada trabajador i en el país j . X es un vector de controles de m características que incluye grupo etario, logro educativo, género, condición de inmigrante, experiencia laboral, sector (privado o público), dummy de entrenamiento laboral, condición de trabajador por cuenta propia, tamaño de la firma y tipo de contrato. Por último, Skill , es la medida de la capacidad cognitiva individual aproximada por los puntajes de las pruebas individuales de habilidades en *literacy* y *numeracy*. Para maximizar el número de observaciones se opta por incluir solo estas medidas dado que para *problem solving* no está disponible para toda la muestra, sino solo para los encuestados mediante dispositivos electrónicos. Dada la estrecha correlación entre las distintas medidas de habilidad esto no supone una pérdida de información relevante.⁴ La muestra se compone de los trabajadores, incluyendo asalariados y trabajadores por cuenta propia, para los cuales se cuenta con datos de remuneración. Por esta razón, en esta apartado desafortunadamente se excluye a Perú, para el cual no se cuenta con ninguna variable salarial disponible en PIAAC. La remuneración utilizada equivale al pago horario en logaritmos, y se calcula a partir del dato de remuneración mensual, el cual se divide por cuatro semanas y luego por el dato de la cantidad de horas trabajadas semanalmente.⁵

Descomposición de la brecha salarial

Finalmente estimaremos cuanto aportan las habilidades y el contenido de tareas a explicar las diferencias salariales por género. Si en conjunto ambas dimensiones contribuyen sobre una porción de las diferencias observadas en salarios, incorporar estas características al análisis supone una ganancia. Para cuantificar dicha contribución realizamos una descomposición por el método Oaxaca-Blinder (Blinder 1973; Oaxaca 1973), que permite dividir la brecha promedio entre hombres y mujeres en la parte explicada por características productivas entre ambos grupos y una parte residual que no puede explicarse por tales diferencias en los determinantes de los salarios.

La descomposición típica de Oaxaca-Blinder toma un grupo base como referencia (hombres) para cuantificar cómo cambiaría el salario en el otro grupo (mujeres) si las características fueran las mismas entre ellos, dejando fijo los retornos estimados con el grupo de base (E). De la misma manera cuantifica el cambio esperado en el salario si las retribuciones a estas dotaciones fueran iguales, dejando fija las características del grupo de base (R). La descomposición incluye además un término

⁴ Incluso otros trabajos que emplean datos de PIAAC o PISA utilizan las variables de habilidad cognitiva en cada campo como sustitutas entre sí, como medidas de capacidad cognitiva a nivel individual

⁵ Solamente para el caso de los asalariados se cuenta con una variable directa de remuneración salarial, pero no para el caso de autoempleados. De comparar las remuneraciones reportadas con PIAAC por las estimadas de esta forma surge que las diferencias son marginales.

de interacción (I) que captura el hecho de que las diferencias en dotaciones y retornos existen simultáneamente. De esta manera la brecha se expresa como:

$$\overline{W}_H - \overline{W}_M = D = E + R + I$$

$$D = (\overline{X}_M - \overline{X}_H) \delta_H + (\overline{X}_H) (\delta_M - \delta_H) + (\overline{X}_M - \overline{X}_H) (\delta_M - \delta_H)$$

Las estimaciones que surgen de esta descomposición presentan la desventaja de que son sensibles a la elección del grupo de referencia. Para sortear este aspecto, optamos por la variante propuesta por Neumark (1988) que consiste en estimar los coeficientes de retorno utilizando el promedio ponderado de las estructuras salariales de cada grupo (regresión a partir del *pool* de hombres y mujeres). Estos retornos estimados (δ^*) representan los rendimientos a las características bajo el caso de no discriminación entre grupos. Este método que se conoce como descomposición en dos veces (*two fold decomposition*) y consta de dos términos: diferencias explicadas (E) y no explicadas (U), en el cual se condensan a los dos anteriores (R+I)

$$\overline{W}_H - \overline{W}_M = D = E + U$$

$$D = (\overline{X}_M - \overline{X}_H) \delta^* + (\overline{X}_H) (\delta_H - \delta^*) + (\overline{X}_M) (\delta_M - \delta^*)$$

A partir aquí, al incorporar las medidas de habilidades y tareas podemos ampliar el conjunto de factores para re-exresar la brecha explicada como una función de las diferencias en características observadas, de las diferencias en habilidades cognitivas y de las diferencias en la intensidad de tareas:

$$E = (\overline{X}_M - \overline{X}_H) \delta^* + (\overline{Skill}_M^k - \overline{Skill}_H^k) \beta^* + (\overline{task}_M^n - \overline{task}_H^n) \gamma^*$$

La porción no explicada por su parte viene dada por la medida en que el tratamiento a cada grupo se aleja del caso de no discriminación, es decir por diferencias en los retornos a las características observadas, en los retornos a las habilidades y diferencia en los premios o penalidades asociadas a cada tipo de tareas.

$$U = (\overline{X}_H) (\delta_H - \delta^*) + (\overline{X}_M) (\delta_M - \delta^*) + (\overline{Skill}_H^k) (\beta_H - \beta^*) + (\overline{Skill}_M^k) (\beta_M - \beta^*) \\ + (\overline{Task}_H^l) (\gamma_H - \gamma^*) + (\overline{Task}_M^l) (\gamma_M - \gamma^*)$$

El término U por tanto captura si existe remuneración diferencial entre grupos. Esta porción es interpretada como el factor de discriminación, aunque debe siempre tenerse en cuenta que está afectada por los inobservables entre grupos. Dado que al incorporar información de las habilidades cognitivas estamos incorporando al modelo un inobservable típico, y que además consideramos la dimensión de tareas, nos interesa estimar en qué medida este término se reduce. Es decir en qué medidas estos factores acortan la porción que no podemos explicar por diferencias en dotaciones.

Se procede a la descomposición, a partir de la misma ecuación (iv) que empleamos para el precio de las tareas, con la única salvedad de que se opta por incluir como continuas la mayor cantidad de variables (edad, educación y experiencia) de forma de evitar que los efectos estimados para los factores puedan depender de las

categorías bases elegidas.⁶ Las variables que originalmente son binarias se mantienen como tales.

4.3 Cambio tecnológico

Para incorporar los datos del reporte del World Economic Forum para el apartado que explora la interacción el cambio tecnológico, proponemos identificar el correlato entre las categorías de ocupaciones que allí se describen como emergentes y redundantes con las ocupaciones en PIAAC. Los datos se presentan en el reporte siguiendo el formato SOC, pero sin el código del clasificador y con una denominación genérica, lo que no hace posible aplicar una equivalencia directa de SOC a ISCO. En consecuencia, realizamos un trabajo manual. En base al título de cada ocupación incluida en el reporte del WEF, identificamos con el algoritmo del buscador de O*NET el conjunto de ocupaciones en SOC que podrían quedar comprendidas bajo esa denominación más general. A partir de esta similitud textual seleccionamos las posibilidades más cercanas, y finalmente aplicamos la equivalencia para llegar a ISCO. Esta lista luego es revisada individualmente para asegurar un correlato lógico y consistencia. Mediante este proceso podemos identificar 61 ocupaciones en ISCO que corresponderían a la definición de ocupaciones emergentes de WEF y 64 a la definición de ocupaciones redundantes.

Desafortunadamente la muestra elaborada para el reporte es representativa solo de grandes empresas, quedando fuera de su alcance empresas de menos de 100 empleados y del sector informal. Para ser consistentes con la representatividad de la encuesta, el análisis que proponemos para esta sección se limita solo a individuos que en PIAAC declaran trabajar en el sector privado, no ser autoempleados y pertenecer a firmas de 50 a 200 empleados o más de 200⁷. Este subconjunto es representativo aproximadamente del 30% de la muestra total de PIAAC para la región.

El ejercicio que proponemos en este apartado busca explorar posibles implicancias de las brechas en habilidades y tareas respecto al cambio tecnológico. El interés es corroborar si mayor intensidad en tareas rutinarias y manuales pueden predecir una mayor probabilidad de encontrarse en ocupaciones con magras perspectivas en su demanda futura. En el lado contrario, corroboramos si a mayor habilidad cognitiva y a mayor peso de tareas abstractas mejores las perspectivas para la ocupación del trabajador. Para ello proponemos un modelo probit bajo la siguiente especificación:

$$P(e = 1)_{ij} = \alpha + \sum_1^k \beta_k \text{task}_{ij}^k + \sum_m \delta_m X_{ij}^m + \gamma \text{Skill}_{ij} + \mu \quad (v)$$

$$P(r = 1)_{ij} = \alpha + \sum_1^k \beta_k \text{task}_{ij}^k + \sum_m \delta_m X_{ij}^m + \gamma \text{Skill}_{ij} + \mu \quad (vi)$$

⁶ En los casos donde ello no es posible se estima la contribución puntual de este factor a partir del método de normalización.

⁷ Debido a la categorización de la variable de tamaño de firmas no es posible aplicar un corte a partir de firmas de 100 empleados, por lo que en pos de maximizar el tamaño de la muestra se consideran empresas a partir de 50 empleados.

Donde $P(e = 1)_{ij}$ es la probabilidad de estar empleado en una ocupación identificada como emergente para el trabajador i en el país j y $P(r = 1)_{ij}$ la probabilidad de estar en una ocupación identificada como redundante. Las restantes medidas de habilidad, de tareas y controles son los mismos que hemos empleado en las regresiones de Mincer anteriormente. El punto de interés es estimar los coeficientes β_k y γ para capturar cómo el impacto en las perspectivas del empleo se asocia con las tareas y la habilidad cognitivas que se vuelcan al mercado laboral. Dada la alta correlación entre habilidades cognitivas y dado que las diferencias relevantes se dan en el campo numérico, aquí se incluye como especificación preferida este término.

5. Resultados

5.1 Brecha en habilidades

5.1.1 Brechas promedio

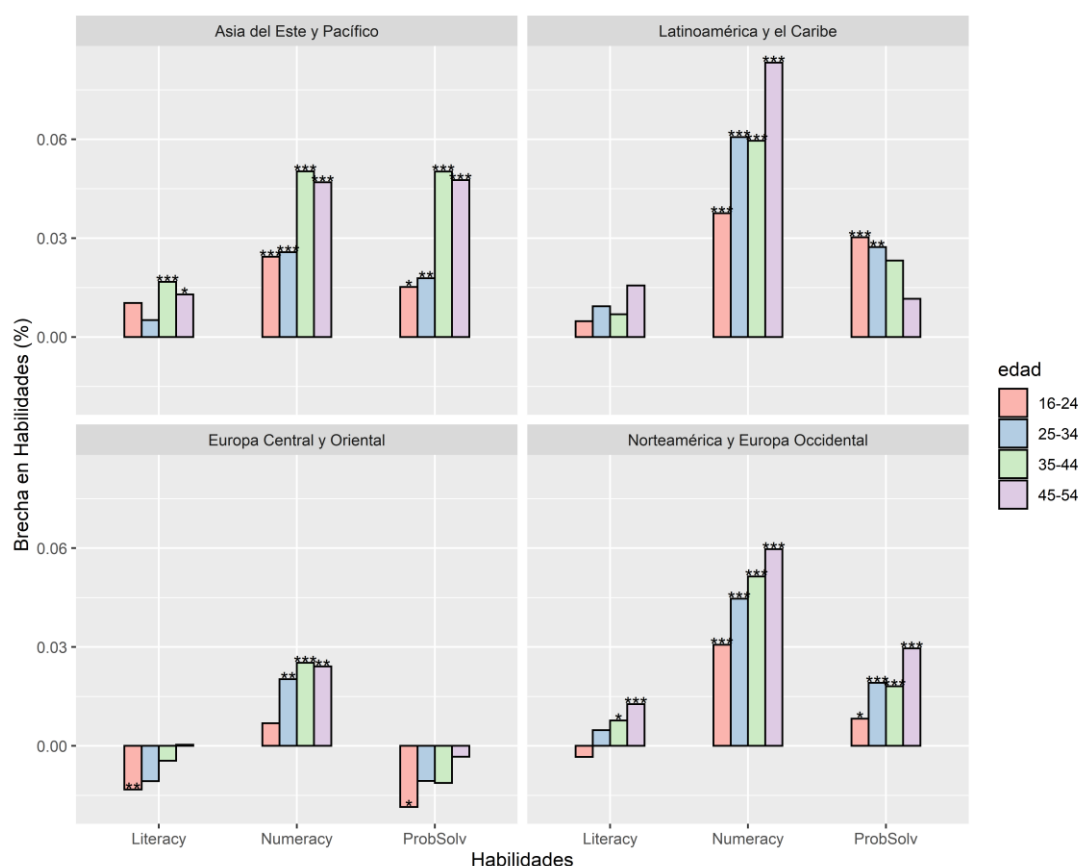
Para comprender cuál es la magnitud de la brecha en habilidades entre géneros, presentamos en primera medida los valores a nivel de región. La brecha se estima como el desempeño promedio de los hombres relativo al desempeño promedio de las mujeres en las tres habilidades evaluadas en PIAAC, agrupando por franja etaria. Esto es lo que muestra el gráfico 1 donde en el eje horizontal se encuentran las habilidades cognitivas y en el eje vertical, para cada una de ellas, la brecha en desempeño según intervalos de edad. De allí surge que se verifican brechas favorables a los hombres en estas tres habilidades en prácticamente todas las regiones, con la excepción de Europa Central y del Este. En todas ellas, más allá de las magnitudes, *numeracy* aparece como la habilidad donde se registran diferencias promedio mayores y estadísticamente significativas.

En América Latina particularmente la brecha en esta dimensión resalta por sobre la del resto de las habilidades y, también, respecto del resto de las regiones. Para cada grupo de edad las diferencias en el campo numérico superan no solo a la de países más igualitarios, como los de Europa Oriental, sino también a las diferencias en Asia del Este e incluso a las registradas en Estados Unidos y Europa Occidental. Asimismo, en todas estas regiones la brecha aumenta con edades más adultas, y esto se acentúa en los países de América Latina donde las diferencias por género entre los 45 y 54 años ascienden a un 8%, mientras que para las franjas intermedias es del 6.1% y para las más jóvenes del 3.8%. El desempeño desigual en *numeracy* es siempre significativa al 1% y excede a la brecha en *problem solving* y *literacy* ampliamente, en algunos casos representando un ratio de hasta 6 veces mayor según el grupo de edad que se considere. En el campo de *literacy* las brechas estimadas no alcanzan significatividad estadística en la región, mientras que en *problem solving*, a diferencia de lo anterior, las brechas decrecen con la edad, siendo significativas para los dos grupos de edades más jóvenes.

En los países del Este Asiático, de Europa y Norteamérica las brechas por género se dan tanto en *numeracy* y *problem solving* e incluso en algunos casos en *literacy*. Los países de Europa Oriental por su parte presentan las diferencias por género en habilidades más reducidas de toda la muestra y de hecho si estas diferencias fueran

significativas lo serían en favor de las mujeres, con la excepción del campo numérico donde persiste el patrón general favorable a los hombres.

Gráfico 1: Brecha en habilidades según grupos etarios por regiones.



Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. La muestra se compone de todos los individuos para los que se cuenta con dicha información. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en las diferencias entre hombres y mujeres al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

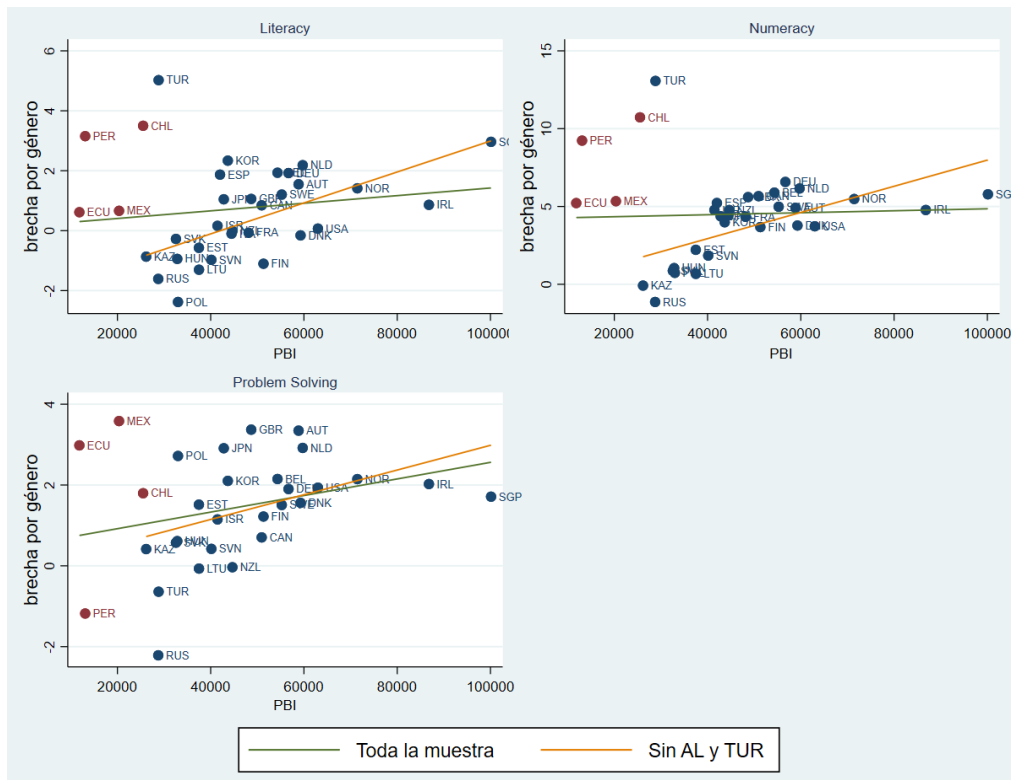
Para comprender mejor la magnitud de las diferencias observadas, es útil pensar en cómo evoluciona la brecha de género para los distintos países incluidos en PIAAC. ¿Dado su nivel de desarrollo, tienen los países de América Latina brechas esperables o acordes si se compara con los niveles que se registran en países más desarrollados? El gráfico 4.2 muestra la relación entre la brecha en cada habilidad y el producto bruto per cápita para todos los países en la muestra, destacando los de América Latina. El gráfico presenta asimismo el ajuste lineal que surge de considerar al conjunto de países y un ajuste lineal alternativo donde se excluyen a los de la región y a Turquía como caso atípico.⁸

Del gráfico se desprenden dos mensajes. Por un lado, observamos lo que podría denominarse un “exceso de brecha” para la región, con los niveles de producto per

⁸ Turquía es un país de importantes brechas en igualdad entre géneros. Guiso (2008) en su análisis lo reporta como el país con la posición más desfavorable para las mujeres en término de status y reconocimiento social. Diversas medidas de paridad de género lo posicionan entre los países europeos con mayor subrepresentación de mujeres distintos espacios de la sociedad.

cápita prácticamente más bajos de toda la muestra, pero presentando niveles de brecha en *numeracy* y *literacy* semejantes a los de los países desarrollados e incluso, en el caso de Chile y Perú, más elevados. Estas diferencias estimadas entre género son solo superadas por Turquía. Por otro lado, se evidencia una posible relación creciente entre el nivel de desarrollo de los países y las brechas entre hombres y mujeres en habilidades cognitivas. Esta relación queda distorsionada por los valores de los países latinoamericanos y de Turquía, pero se observa con claridad al excluirlos de la recta de ajuste.

Gráfico 2: Brecha en habilidades y nivel de desarrollo por país

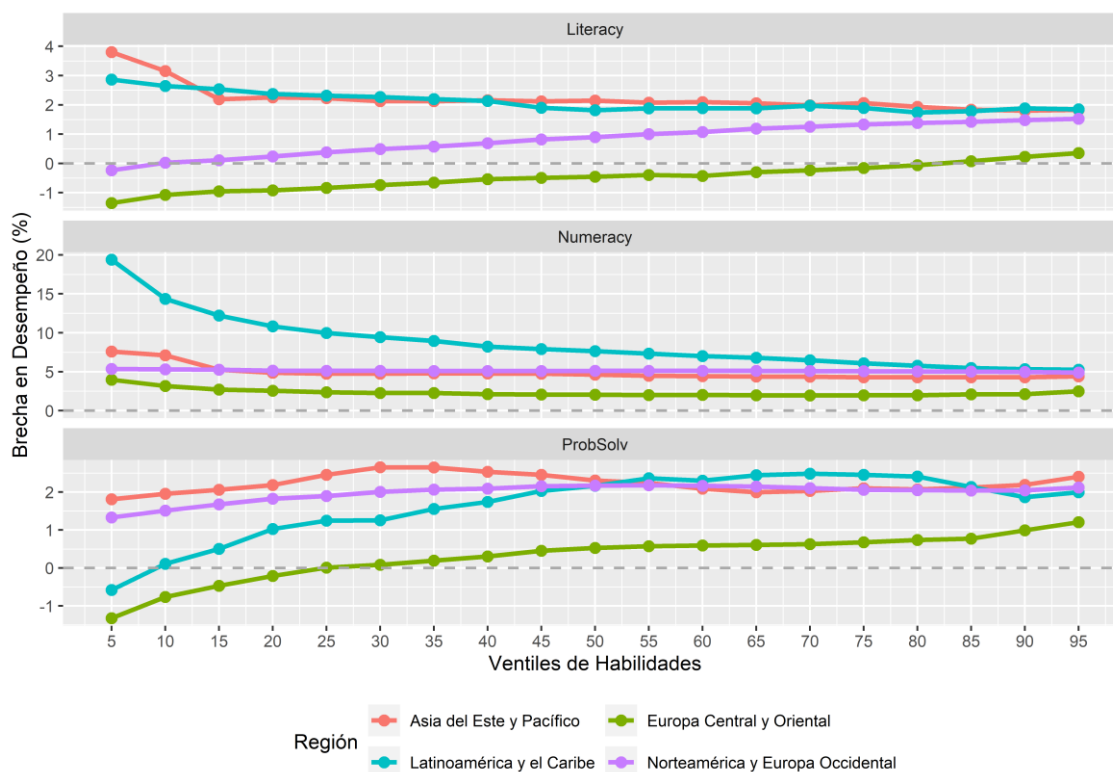


Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. La muestra se compone de todos los individuos para los que se cuenta con dicha información. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo. Los datos de PBI para cada país corresponden al año 2018 en base los Indicadores de Desarrollo del Banco Mundial (WDI). Se grafica el ajuste lineal que considera a todos los países de la muestra así como el ajuste lineal que surge de excluir a los cuatro países de América Latina y a Turquía. Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC e indicadores de desarrollo del Banco Mundial.

El análisis construido sobre el promedio podría estar escondiendo magnitudes diferentes a lo largo de la distribución de desempeño. La brecha podría ser incluso mayor entre hombres y mujeres con bajas habilidades y luego decrecer a medida que observamos individuos de mayor capacidad. Esto es justamente lo que se observa en el gráfico 3, donde en el eje horizontal se encuentran representados los ventiles de desempeño cognitivo y en el eje vertical la brecha entre géneros, según regiones y por cada habilidad. Al mirar más allá de la media se corrobora que América Latina es de las regiones con las mayores diferencias de desempeño, pero además que estas brechas en *literacy* y *numeracy* son decrecientes en los ventiles de habilidades. Particularmente este gradiente es más acentuado para las habilidades numéricas

con diferencias por género que se ensanchan en la parte baja de la distribución y que superan ampliamente los valores promedio para la región en torno al 6%.

Gráfico 3: Brecha en habilidades por ventiles de desempeño por regiones.



Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. La muestra se compone de todos los individuos para los que se cuenta con dicha información. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo de la encuesta. Los ventiles se construyen en base al ranking de puntajes para cada habilidad para cada género.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

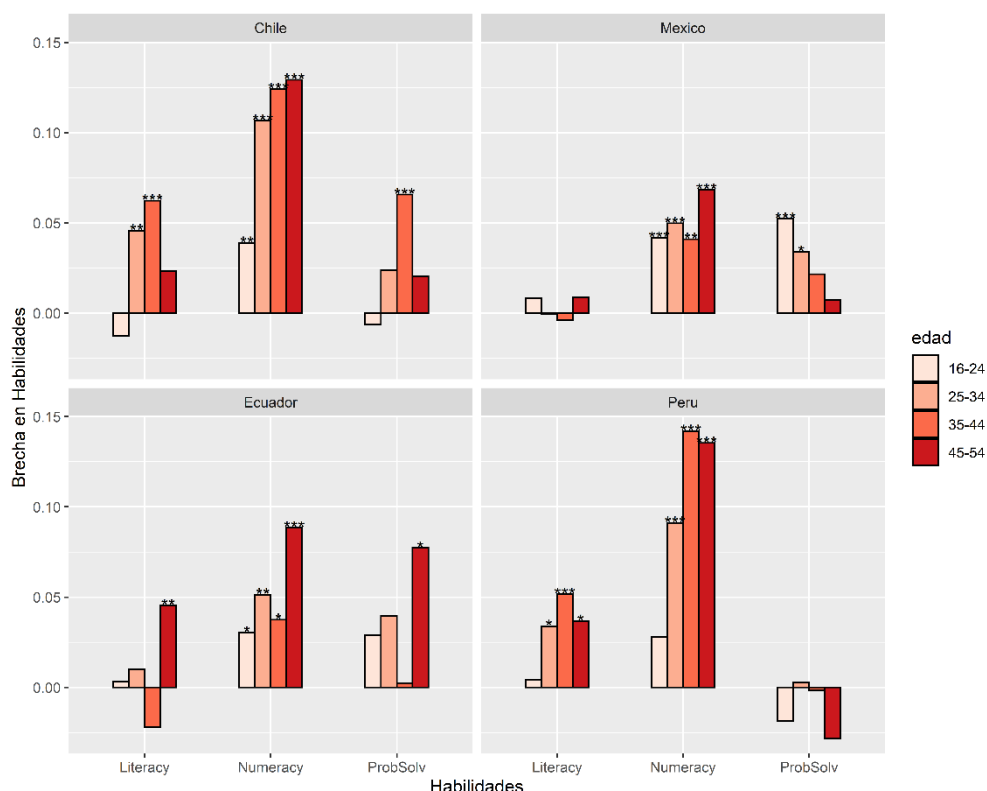
La comparación con el diferencial de desempeño de otras regiones también es notoria, siendo similar a la derecha del ventile 50 pero abriéndose marcadamente hacia la izquierda, con brechas que alcanzan el doble de magnitud. En estos ventiles más bajos las disparidades en habilidades numéricas son hasta 5 veces mayores a las de literatura, para las cuales este patrón también parece verificarse, pero con una tendencia más suave. Caso contrario ocurre con “*problem solving*” donde las brechas se agrandan a medida que nos movemos a la derecha en la distribución de habilidades, aunque los valores no superan una diferencia porcentual del 2.5%.⁹

Nos interesa además indagar estas brechas al interior de la región, para los cuatro países incluidos en PIAAC. El gráfico siguiente presenta resultados en esa dirección. La magnitud de las diferencias difiere según el país, pero todos tienen en común que las brechas en campo numérico se confirman y se sostienen significativas. En Chile

⁹ Este patrón no debería resultar extraño, puesto que esta dimensión mide la capacidad de interactuar y valerse de herramientas tecnológicas para resolver problemas cotidianos. En ventiles bajos de desempeño la interacción con dispositivos tecnológicos está mucho más limitada y restringida tanto para hombres como para mujeres, y a medida que avanzamos en la distribución, la interacción con la tecnología se vuelve más frecuente. Es allí donde se ensanchan las diferencias. Aproximadamente entre el ventile 1 a 30 la proporción de individuos que reportan tener interacción con una computadora es solo del 40%, mientras que en los ventiles siguientes converge al 100%.

y Perú se dan las mayores disparidades, con valores en torno al 15% para los grupos más adultos. Estos dos países además presentan brechas en *literacy*, en los grupos de 25 a 34 y 35 a 44 años. En Ecuador las diferencias son siempre significativas en *numeracy*, mientras que en otras habilidades solo persisten para el grupo más adulto. México por su parte, no presenta un gradiente tan marcado en *numeracy* respecto a la edad con diferencias estables alrededor del 5%, mientras que si se estima un gradiente negativo para las diferencias en *problema solving*.

Gráfico 4: Brecha en habilidades por género según grupos etarios por países de América Latina.



Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. La muestra se compone de todos los individuos para los que se cuenta con dicha información. Para la estimación consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en las diferencias entre hombres y mujeres al 10%, 5 % y 1%.

Un resultado adicional presentado en Anexo es que el status socioeconómico medido por la educación de la madre parece ser un factor relevante en la magnitud de las brechas. En todos los países la brecha en *numeracy* es siempre más alta para hijos de madres con baja educación¹⁰.

Hasta aquí presentamos evidencia de que las brechas de género en habilidades cognitivas en América Latina se verifican marcadamente en la dimensión de habilidades numéricas, donde las diferencias estimadas superan a las de cualquier otra región. Estos resultados están alineados a los reportados por otros trabajos que utilizan pruebas escolares estandarizadas (OCDE, 2016; Nollenberger y Rodríguez-

¹⁰ En México y Ecuador se da un gradiente lineal, a mayor educación de la madre la brecha de géneros en *numeracy* decae. En cambio, para Chile y Perú (los dos países con mayor brecha) las diferencias son mayores en los extremos, es decir tanto para hijos de padres con baja y alta educación.

Planas, 2015), por lo que a priori son sugerentes de que dichas diferencias de género persisten durante la edad adulta. Es de particular relevancia el hecho de que estas diferencias presentan un gradiente negativo con respecto a los niveles de desempeño amplificándose entre hombres y mujeres con menor habilidad y de status socioeconómico más bajo. Asimismo, documentamos que al interior de la región la brecha de género difiere entre países y según habilidades, aunque son siempre persistentes las disparidades en desempeño en el campo numérico.

5.2 Brecha en habilidades condicionadas

Las brechas presentadas podrían venir explicadas por diferencias entre hombres y mujeres en la cantidad de años de educación formal alcanzados, que repercuten en la acumulación de mayores habilidades. Como se mencionó antes, dado que actualmente las mujeres logran educarse más que los hombres, esta posibilidad parece poco probable y, de hecho, las brechas promedio podrían esconder diferencias aún mayores. De igual manera, como hemos visto la composición etaria y el status socioeconómico de las familias pueden mover las brechas en un sentido u otro. Nos interesa entonces estimar brechas por género condicionales, controlando por la educación del individuo, por su edad y educación de los padres, a partir de la ecuación (i) que hemos detallado oportunamente.

Los resultados, que se detallan la Tabla 2, indican que las brechas de género persisten aun controlando por la educación formal. Mujeres con igual cantidad de años de educación, edad y de un contexto familiar similar al de un hombre, presentan un menor desempeño en *numeracy* para los cuatro países de la región, significativos estadísticamente al 1%. Al considerar esta especificación las diferencias en *problem solving* se tornan también significativas, con la única excepción de Perú. Por su parte la significatividad de *literacy* se verifica en el caso de Perú y Chile. Justamente en este país, sobresaile el tamaño de las diferencias por género en las tres habilidades, que para el caso de *numeracy* alcanza inclusive valores de más del doble respecto al resto de los países.

Tabla 2: Brechas de género condicionadas por países de América Latina

	América Latina				
	Chile	Ecuador	México	Perú	Promedio
Literacy	0.145*** (0.0450)	0.0236 (0.0345)	0.0287 (0.0290)	0.0589** (0.0293)	0.0466** (0.0202)
Numeracy	0.365*** (0.0439)	0.188*** (0.0334)	0.211*** (0.0324)	0.176*** (0.0294)	0.220*** (0.0231)
ProbSolv	0.182*** (0.0536)	0.146** (0.0645)	0.239*** (0.0577)	-0.0152 (0.0477)	0.178*** (0.0364)

Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial del desempeño de los hombres relativo a mujeres en los puntajes estandarizados de cada habilidad. La especificación y los controles adicionales se detallan en la ecuación (i) en la metodología. La muestra se compone del total de población para los que se cuenta con medidas cognitivas. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

El tamaño de las brechas no resulta nada trivial. En promedio las diferencias en desempeño cognitivo en *numeracy* y *problema solving* equivalen a 0.2 y 0.17 desvíos estándares, que en términos del puntaje medio de las mujeres suponen un diferencial de 6% y 4% en desempeño cognitivo.¹¹ Para el caso de Chile en habilidades numéricas la diferencia asciende a un 11%. Para otorgar un orden de magnitud más directo, si en la regresión incluyéramos la educación como variable continua de años, en vez de variables categóricas, el efecto estimado indica que en *numeracy* una mujer debería estudiar dos años más que un hombre, con sus mismas características y mismo entorno, para compensar el diferencial en el rendimiento en habilidades en Chile, Ecuador y México, y un poco más de un año y medio para el caso de Perú. Aun cuando no podemos descartar que el diferencial estimado esté en parte afectado por factores inobservables asociados al género, la magnitud del coeficiente es sugerente de que en el proceso de acumulación de habilidades existen disparidades que se manifiestan según el campo de conocimiento o el tipo de habilidades en cuestión y que el paulatino incremento en los logros educativos no necesariamente salda estas brechas.

Relacionado a ello, si bien la especificación nos permite descartar que las diferencias vengán explicadas meramente por diferencias en niveles de educación, no podemos distinguir si estas se generan durante la etapa de escolarización formal o posteriormente. El gradiente positivo de la brecha de género respecto a años de edad en el gráfico 1, podría ser indicativo de que estas brechas no provienen mayormente del sistema educativo, sino del mercado laboral. Hombres y mujeres podrían finalizar su educación formal con un grado de habilidades no tan diverso que luego se desacopla debido a la formación de habilidades en la etapa laboral, asociados a elecciones ocupacionales distintas. Esta distinción no es solo teórica, sino que tiene relevancia para las implicancias de política, ya que identifica el espacio donde se originan las diferencias y por tanto el ámbito relevante para intervenciones que busquen equiparar las oportunidades entre hombres y mujeres.

Dado que analizamos a todos los individuos en edad adulta en un solo momento del tiempo, esta distinción resulta difícil de lograr de manera taxativa. Sin embargo, es posible redefinir la muestra para separar indirectamente el efecto del sistema educativo y del mercado laboral. Por un lado, podemos estimar la misma brecha ya no considerando el total de la población, como en la tabla previa, sino al total de la población económicamente activa, para evaluar estas diferencias en individuos que ya se iniciaron en su etapa laboral. Por otro lado, restringimos la muestra a individuos de 25 años o menores, que declaran no haber tenido experiencia laboral o que esta sea muy corta (un año o menos), de manera de aislar el efecto que el mercado de trabajo pueda tener sobre la formación de sus habilidades adquiridas durante la etapa educativa.¹² En términos formales empleamos la misma ecuación (*i*), subdividiendo la muestra en estos dos grupos.

El resultado que se obtiene con este ejercicio es interesante: para tres de los cuatro países analizados, las brechas de género son menores en la población en edad de formación con nula o escasa experiencia laboral, en comparación con la población que se encuentra en el mercado de trabajo. En Chile este es el caso para las tres

¹¹ Los resultados completos de la regresión para el promedio de países se ofrecen en el Anexo

¹² Considerar el umbral de 25 años obedece a la edad aproximada esperada para finalizar los estudios superiores y universitarios.

habilidades cognitivas, donde para el grupo de hasta 25 años desaparecen las diferencias en *literacy* y *problem solving*, mientras que en *numeracy* la brecha atribuible al proceso de educación formal equivale a un 70% de la brecha estimada para personas laboralmente activas. Este resultado, aunque de magnitud distinta se mantiene para Ecuador. En el caso de Perú las diferencias en “*numeracy*” para el grupo sin experiencia laboral de hecho pierden significatividad estadística. La excepción es México, donde la brecha tanto en *numeracy* como *problem solving* es mayor para este subgrupo más joven. Este punto abre un interrogante que no se abordará aquí, pero que resulta de interés para comprender si efectivamente existen factores propios de la economía mexicana que permiten atenuar en el mercado laboral las brechas provenientes del sistema educativo. Para el resto de los países, los resultados son una evidencia sugestiva de que las brechas en habilidades que ya se verifican durante la etapa educativa se ven luego ensanchadas en el terreno laboral, denotando una complementariedad entre estos dos ámbitos que tiende a acentuar las brechas de género.

A modo de robustez en el anexo se presenta una comparación alternativa donde se restringe el grupo de individuos laboralmente activos a aquellos entre 26 a 35 años. Si bien el efecto del aprendizaje laboral sobre la acumulación de habilidades será menor para este grupo, esta submuestra permite reducir las chances de que las diferencias vengan explicadas por cambios que acontecieron en el sistema educativo. Al comparar individuos de 16 a 25 años con el grupo de edad siguiente (26 a 35), un cambio drástico en la currícula educativa que tenga efectos sobre las brechas por género, es una canal mucho menos probable respecto a una comparación donde el grupo de activos se compone de edades diversas. Los resultados se mueven en la misma dirección, las brechas son menores para el grupo que aún no se inició laboralmente.

En conjunto estos resultados tienen implicancias relevantes. Por un lado, corroboran evidencia similar que surge de las pruebas estandarizadas, mostrando que incluso cuando hombres y mujeres alcancen niveles educativos similares, los conocimientos y aprendizajes que adquieren no son los mismos. Estas diferencias persisten durante la edad adulta. Por otro lado, aunque sin establecer una causalidad directa, son sugerentes de que las brechas que ya se registran en el sistema educativo luego se acentúan en el mercado laboral, mediante un efecto complementario entre estos ámbitos.

Tabla 3: Brechas de género condicionadas por países de América Latina para individuos con experiencia laboral y sin experiencia laboral edad formativa.

	América Latina									
	Chile		Ecuador		México		Perú		Promedio	
	Activo	No exp.	Activo	No exp.	Activo	No exp.	Activo	No exp.	Activo	No exp.
Literacy	0.127** (0.0494)	0.0141 (0.101)	0.0124 (0.0443)	0.0630 (0.0707)	0.00240 (0.0334)	0.0236 (0.0713)	0.0498 (0.0334)	0.00823 (0.0749)	0.0289 (0.0226)	0.0178 (0.0442)
Numeracy	0.339*** (0.0501)	0.248*** (0.0787)	0.158*** (0.0398)	0.142** (0.0637)	0.157*** (0.0355)	0.198*** (0.0726)	0.152*** (0.0322)	0.0811 (0.0864)	0.180*** (0.0239)	0.167*** (0.0449)
ProbSolv	0.149** (0.0607)	0.0711 (0.0806)	0.128* (0.0770)	0.0970 (0.0740)	0.204*** (0.0703)	0.311*** (0.0871)	-0.0262 (0.0555)	-0.0343 (0.104)	0.149*** (0.0435)	0.180*** (0.0551)

Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial del desempeño de los hombres relativo a mujeres en los puntajes estandarizados de cada habilidad. La especificación y los controles adicionales se detallan en la ecuación (i) en la metodología. Para el grupo de activos la muestra se compone de todos los individuos que se encuentran laboralmente activos. El grupo sin experiencia refiere a todos los individuos entre 16 a 25 años que declaran no haber tenido experiencia laboral o que esta no supera el año. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

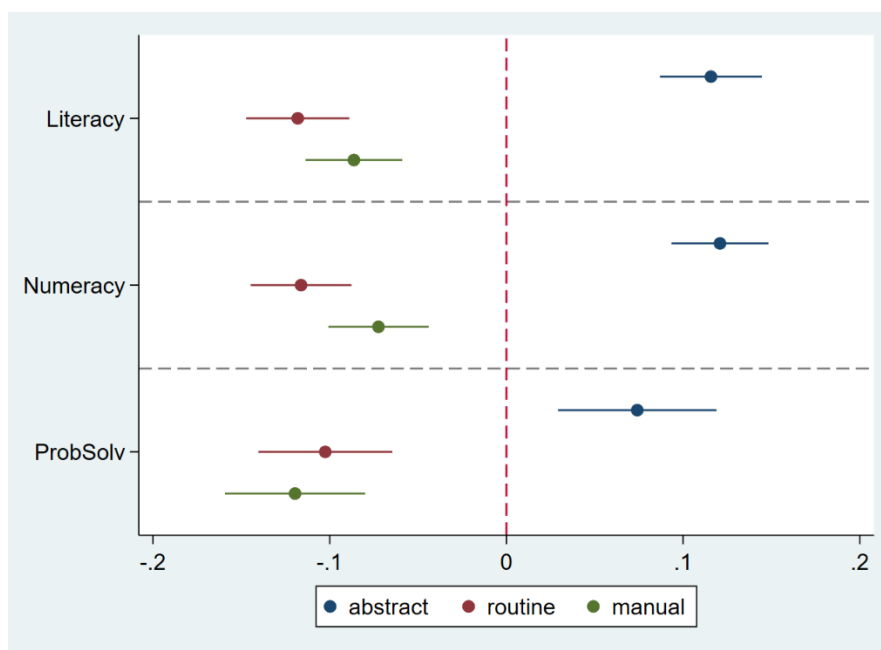
5.2 Habilidades y tareas

Aun cuando imperfecto este ejercicio permite solventar la idea de que la brecha en habilidades se verifica a lo largo del período formativo cómo así también productivo del individuo. Si las diferencias en habilidades persisten durante la etapa laboral, entonces es esperable que podamos encontrar un correlato entre las brechas en habilidades y el tipo de actividades que hombres y mujeres realizan en el mercado de trabajo. Siguiendo el abordaje del contenido de tareas, podemos pensar a las habilidades como una dotación de conocimiento o capacidades que el individuo aplica para realizar una tarea laboral (Acemoglu y Autor 2010). La dotación de ciertas habilidades entonces define una ventaja comparativa para realizar un determinado tipo de tareas. Esto genera una correspondencia entre los conocimientos que posee el individuo y las actividades laborales que ofrece a cambio de un salario. Bajo este marco conceptual, los diferenciales por género en habilidades podrían definir patrones de especialización por tipo de tareas.

Siguiendo la metodología explicada oportunamente, estimamos una medida de la intensidad de tareas abstractas, rutinarias y manuales para cada trabajador en la muestra. Dado que contamos con medidas de habilidades y de intensidad de tareas a nivel individuo podemos testar el correlato entre ambas dimensiones. Nos interesa aquí cuantificar el efecto de un mejor desempeño en cada habilidad sobre la intensidad de cada tarea. Formalmente esto implica estimar una regresión siguiendo la ecuación (ii), en la que regresamos el nivel de cada tarea sobre los niveles de desempeño en cada habilidad, controlando por una serie de factores productivos de los individuos y las firmas.

De dicha estimación surge que el signo del coeficiente es el esperado en todos los casos. Mayor habilidad tanto en *literacy*, *numeracy* y *problem solving*, incrementa la intensidad de tareas abstractas para el trabajador, y disminuye la intensidad de tareas manuales y en mayor medida de tareas rutinarias. Un desvío estándar en el desempeño medido para *numeracy* o *literacy* incrementa en 0.13 desvíos estándares el nivel de intensidad de tareas abstractas. De manera contraria, aumentar en un desvío estándar estas habilidades del individuo reduce en aproximadamente 0.12 desvíos estándares la intensidad de tareas rutinarias y en 0.10 desvíos estándares para tareas manuales. El efecto de *problem solving* por su parte va en la misma dirección con efectos levemente diferentes según la tarea.

Gráfico 5: Efecto de habilidades cognitivas sobre la intensidad de tareas.



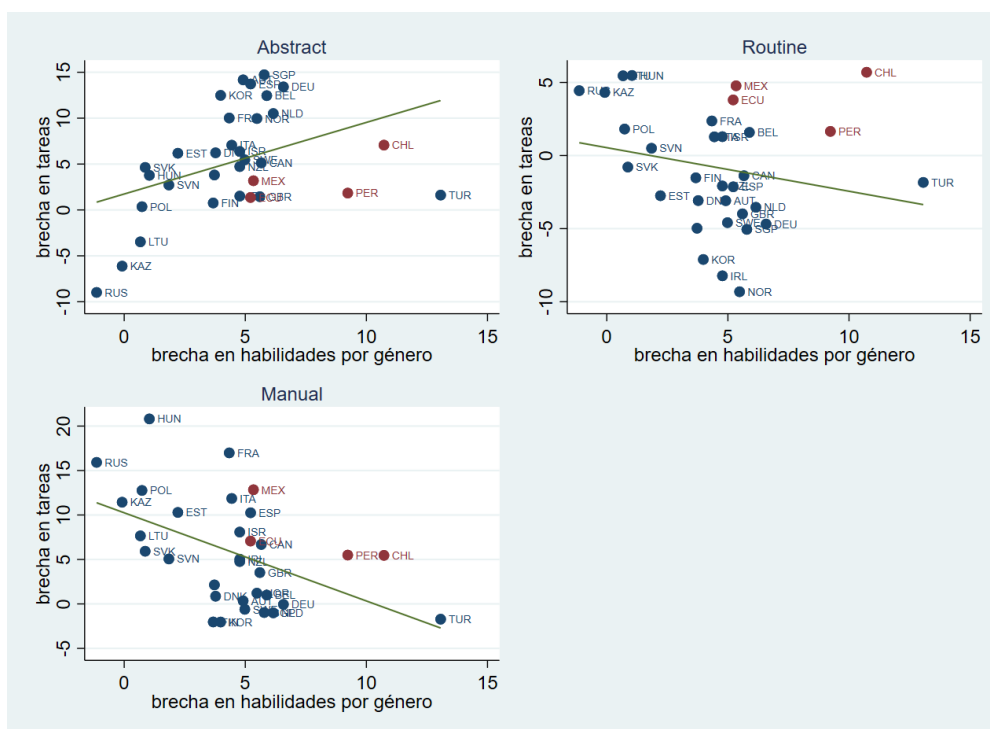
Nota: Se reportan los coeficientes para cada habilidad cognitiva que resultan de regresión en la que la variable dependiente corresponde a la medida de intensidad de cada tarea. La especificación y los controles adicionales se detallan en la ecuación (ii) en la metodología. La muestra se compone del total de población económicamente activa con datos de ocupación. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Al igual que en el caso anterior al considerar la muestra completa no podemos separar las habilidades previas al mercado laboral de las adquiridas en él. Debido al tamaño de la muestra, resulta infructuoso replicar el ejercicio anterior para considerar solo a trabajadores con corta trayectoria, de manera de testear si las habilidades previas al mercado laboral definen cierto grado de especialización por tareas. El efecto que estamos capturando aquí viene dado ya por la interacción de la formación previa y el aprendizaje adquirido por la experiencia laboral.

Esta relación entre habilidades cognitivas y tareas de la ocupación, debería implicar que al menos parte de las brechas en esas habilidades entre hombres y mujeres se reflejen en distinta intensidad de tareas por género. Podemos esperar que países donde las habilidades se distribuyen de forma menos desigual, den lugar a mercados de trabajo en los que la aplicación de esas habilidades en tareas concretas tenga como resultado un menor grado de segmentación de las actividades laborales que cada género desarrolla. En este sentido, encontramos una correlación sugestiva que se evidencia en el gráfico 6. En países donde las brechas en *numeracy* son mayores, se verifica una creciente diferencia en el nivel de tareas abstractas que favorecen a los hombres. Al mismo tiempo la tendencia negativa sobre el nivel de rutina y manual, implica una intensidad de estas tareas mayor para las mujeres respecto a los hombres a medida que aumentan las diferencias en habilidad. Esta relación resulta robusta al considerar cualquiera de las habilidades medidas.

Gráfico 6: Relación entre brechas en habilidades numéricas y brechas en intensidad de tareas abstractas, rutinarias y manuales.



Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. De la misma manera se calcula la brecha en tareas a partir de las medidas de intensidad para cada una. La muestra se compone del total de población económicamente activa con datos de ocupación. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo de la encuesta.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

5.3 Segmentación por tipo de tareas

5.3.1 Descriptivos

Habiendo expuesto que existen brechas en habilidades por género en la región y que estas habilidades tienen un correlato en el tipo de tareas asociadas al trabajador, en esta sección nos preguntamos acerca de cómo se dan estos patrones por especialización de tareas y cuál es su magnitud respecto al resto de los países.

Comenzamos por una descripción general del nivel de tareas según distintas dimensiones individuales resumidas en la Tabla 4, para el promedio de los cuatro países latinoamericanos. Las medidas de tareas se expresan estandarizadas respecto a los valores del total de la muestra, con media 0 y desvío de 1, donde valores más altos implican mayor intensidad. De la tabla se desprende que en promedio los hombres presentan un mayor peso de tareas abstractas, al mismo tiempo que mayor intensidad de tareas rutinarias y manuales. Este hecho que podría resultar inicialmente poco intuitivo quedará más claro en el siguiente apartado, donde indagamos más a fondo estas brechas en la región y, en particular, en el rol de las diferencias entre ocupaciones y al interior de ellas. En segundo lugar, la tabla muestra que la complejidad de las tareas suele ser mayor en las edades intermedias y menor en los extremos, donde decrecen los niveles de abstractas y se incrementan los de rutina. Como es esperable, respecto a la educación formal el contenido de

tareas presenta un gradiente claramente positivo para actividades abstractas y negativos para las otras dos. Por otro lado, no existen grandes diferencias en el nivel de tareas entre el empleo asalariado y el autoempleo en la región, salvo en tareas manuales donde este último es más intensivo. Un patrón interesante surge respecto al tamaño de las firmas, donde firmas más grandes son más intensivas en tareas abstractas y menos en manuales, mientras que el nivel de rutina sigue una especie de “U”, siendo más bajo en firmas de tamaño medio y más elevado en los extremos.

Tabla 4: Estadísticos descriptivos del contenido de tareas.

	<i>abstract</i>	<i>routine</i>	<i>manual</i>
Mujer	-0,23	0,02	0,13
Hombre	-0,16	0,10	0,39
edad 16-24	-0,24	0,26	0,26
edad 25-34	-0,10	0,05	0,27
edad 35-44	-0,14	0,00	0,29
edad 45-54	-0,21	0,01	0,33
edad 55 +	-0,39	0,03	0,29
Sec. Incomp o menos	-0,55	0,17	0,42
Sec. Completa	-0,09	0,10	0,30
Terciario o más	0,48	-0,21	-0,04
Público	0,08	-0,02	0,11
Privado	-0,23	0,08	0,31
Empleado	-0,18	0,23	0,24
Auto-empleo	-0,20	-0,22	0,38
Tamaño: 1-10	-0,43	0,25	0,28
Tamaño: 11-50	-0,08	0,21	0,23
Tamaño: 51-250	0,08	0,12	0,20
Tamaño: 251-1000	0,07	0,21	0,18
Tamaño: 1000 +	0,18	0,25	0,19
Pais: Chile	-0,05	0,16	0,22
Pais: Ecuador	-0,17	0,08	0,34
Pais: Mexico	-0,19	-0,06	0,26
Pais: Perú	-0,27	0,43	0,38

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Por último, la tabla evidencia diferencias por países. Chile presenta el menor peso de tareas manuales y la mayor intensidad en tareas abstractas en la región. Perú, en el otro extremo, registra los niveles de rutina y manual más elevados y es el menos intensivo en tareas abstractas. Ecuador y México se ubican entre medio de estos dos países, siendo el primero de ellos más intensivo en rutina y en tareas manuales. El gráfico A.2 en el Anexo permite poner en perspectiva estos valores respecto al resto de los países. El panel A del gráfico posiciona a los países de la región en niveles relativamente bajos de tareas abstractas, con la excepción de Chile que se ubica en torno a la media. Al mismo tiempo en ellos se verifican los niveles más altos de intensidad manual. La asociación que se desprende de la recta de ajuste es conocida y ha sido previamente documentada, denotando que a mayor nivel de desarrollo, los países agregan más valor al proceso productivo, lo que requiere mayor nivel de complejidad en sus actividades laborales. Esto supone mayor nivel de tareas

abstractas y menor de tareas rutinarias y manuales. El gráfico, aunque simple y sin pretensiones adicionales, permite un panorama general de la relativamente baja complejidad de las tareas laborales en la región.

En el cuadro siguiente desagregamos esta intensidad de tareas por género para cada país. En todos ellos se confirma que los hombres presentan niveles más altos en tareas abstractas, así como una mayor intensidad promedio en rutinarias y manuales. La brecha en estos dos últimos tipos de tareas supera a las diferencias en tareas abstractas, siendo Chile la excepción. Justamente en Chile se dan las mayores diferencias por género en el contenido abstracto de las tareas (0.17 desvíos estándares).

Tabla 5: Niveles de tareas por género en países de América Latina

	<i>abstract</i>			<i>routine</i>			<i>manual</i>		
	Mujer	Hombre	Brecha	Mujer	Hombre	Brecha	Mujer	Hombre	Brecha
Chile	-0,15	0,02	0,17	0,09	0,22	0,14	0,14	0,29	0,14
Ecuador	-0,19	-0,16	0,03	0,03	0,12	0,09	0,22	0,41	0,19
Mexico	-0,24	-0,16	0,07	-0,13	-0,02	0,11	0,06	0,39	0,33
Perú	-0,30	-0,26	0,04	0,41	0,45	0,05	0,29	0,44	0,15

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

El panel B del gráfico A.2 del Anexo presenta estas brechas para el conjunto de países. Es interesante notar que la recta de ajuste sugiere que estas diferencias promedio en la intensidad de las tareas entre hombres y mujeres también se ensanchan a la par del nivel de desarrollo¹⁴. Es decir, a mayor desarrollo, el contenido de tareas asociado al trabajo de cada género tiende a distanciarse cada vez más.

5.3.2 Brechas Condicionadas

Estas disparidades que se verifican en promedio al interior de los países podrían verse incluso amplificadas por el hecho de existen diferencias en los niveles educativos entre géneros. Retomando la relación entre la educación y el contenido de tareas de la Tabla 4, dado que las mujeres han superado a los hombres en esta dimensión, esto podría explicar por qué realizan en promedio con menor intensidad tareas rutinarias y manuales. Sin embargo, por otra parte, esa mayor formación confronta con la brecha en tareas abstractas favorable a los hombres, puesto que, si las mujeres acumulan mayor nivel educativo, la intensidad con que desarrollan tareas abstractas debería incrementarse en su favor.

Además de las diferencias en educación, como ya hemos visto, existen diferencias en las habilidades cognitivas. Sin embargo, educación y habilidades parecen mover la brecha en sentido contrario. Controlar por la educación formal explicaría parte de las brechas en tareas rutinarias y manuales, pero magnificaría las brechas en abstractas. El mejor desempeño en habilidades cognitivas favorable a los hombres, por su parte, indicaría que estos deberían en promedio realizar menos tareas rutinarias y manuales y más del tipo abstractas, siguiendo la relación vista en la sección anterior.

¹⁴ En el mismo sentido que la relación evidenciada previamente entre PIB y brecha en habilidades

Para conjugar ambos efectos quisiéramos entonces considerar estos factores en simultáneo, junto otros factores productivos relevantes, como la edad, la experiencia laboral¹⁵, la condición de autoempleo, entre otros. De hecho, indirectamente ya hemos estimado esta diferencia por género condicional, a partir de la ecuación empleada en la sección anterior, en la que regresamos el efecto de la habilidad sobre el nivel de tareas, controlando por una serie de factores, entre los que incluimos el género. Por lo tanto, podemos obtener el coeficiente de género con una especificación similar, siguiendo la ecuación (iii).

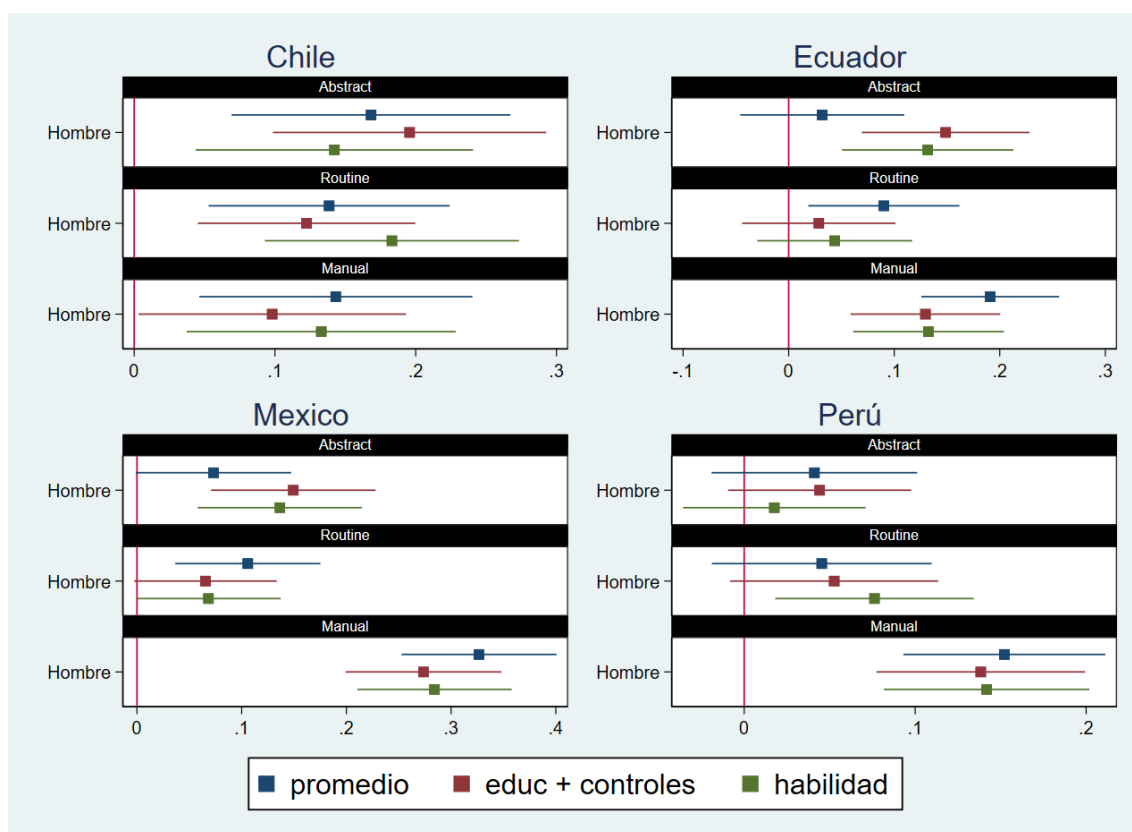
Los resultados obtenidos al estimar la brecha controlando por educación y otros factores productivos se mueven en el sentido esperado. Las diferencias de género iniciales aumentan para el caso de tareas abstractas y disminuyen en tareas rutinarias y manuales. En Ecuador y México de hecho las diferencias se vuelven significativas para las primeras. Como preveíamos la educación explica parte de la brecha en intensidad de actividades manuales y rutinarias, pero deja una porción aun mayor de la brecha sin explicar en tareas abstractas. Posteriormente, al incorporar a estos controles la habilidad cognitiva este movimiento se revierte en cierto grado. De forma consistente con la evidencia de la sección anterior, parte de la brecha en tareas abstractas se ve explicada por los diferenciales de desempeño en *numeracy* mientras que, al mismo tiempo, incorporar esas habilidades, vuelven al factor género incluso más relevante para explicar la desigual intensidad de tareas rutinarias y manuales.

Bajo esta especificación más completa encontramos evidencia de segmentación en tareas abstractas en Chile, en Ecuador y México donde, al controlar por la educación y las habilidades diferenciales entre hombres y mujeres estas brechas persisten. La brecha en *abstract* solo es no significativa en el caso de Perú, donde los niveles de tareas no difieren entre hombres y mujeres porque son sustancialmente bajos para ambos géneros, de hecho, los más bajos de toda la muestra. Al mirar las diferencias entre género en nivel de rutina estas desaparecen en Ecuador y México, y persisten en el caso de Chile y Perú donde los hombres en promedio realizan con más intensidad este tipo de labores. Por último, como es esperable, la brecha en tareas manuales sobrevive significativa en todos los casos.

En conclusión, hasta aquí la evidencia es consistente con el correlato encontrado en la sección anterior, las habilidades cognitivas influyen sobre los patrones de segmentación por tareas y por ende son un factor relevante para estimar adecuadamente estas diferencias. Al mismo tiempo, estas diferencias por género en las tareas laborales sobreviven luego de considerar los diferenciales en habilidad, indicando que existen factores por fuera de la educación formal, de la experiencia laboral y de dichas habilidades, que juegan un rol en determinar la especialización de tareas por género.

¹⁵ Los trabajadores podrían realizar tareas rutinarias o manuales al ingresar al mercado laboral y luego ir complejizando el nivel de tareas a medida que acumulan experiencia y conocimientos.

Gráfico 7: Brechas de género en intensidad de tareas por países de América Latina.



Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial de los hombres relativo a mujeres en la intensidad de cada tarea. Las estimaciones corresponden al cálculo promedio y a la especificación detallada en la ecuación (iii) en la metodología. En ella se consideran controles de educación así como otros factores productivos y posteriormente se incorporan controles por habilidad cognitiva. La muestra se compone de la población laboralmente activa con datos de ocupación. Se consideran todos los valores plausibles y el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

5.3.3 Descomposición de la brecha

Parte de estas diferencias que permanecen sin explicarse por atributos productivos, pueden estar dadas por factores inobservables que no somos capaces de controlar en el análisis. Así, las diferencias en asignación de tareas podrían estar reflejando diferencias en esfuerzo, diferencias en habilidades incluso más específicas (como manejar un lenguaje de programación), o habilidades blandas que se complementan con las anteriores. Asimismo, la transmisión de conocimientos, de activos o valores de los padres a los hijos podría explicar por qué los hombres realizan con mayor peso tareas manuales, replicando una división típica del trabajo. Aun cuando la información en PIAAC no permite indagar directamente sobre estos aspectos, existe un canal que condensa alguno de ellos y sobre el que podemos avanzar en el análisis.

Naturalmente la dinámica ocupacional aparece como un candidato típico a ser considerado si se busca profundizar sobre estas diferencias. En este sentido, el primer factor que surge como explicación es el de la segregación ocupacional. Es decir, tomando el caso de tareas abstractas, la baja representación de mujeres en ocupaciones que demandan mayor intensidad estas tareas, sería una explicación común para la brecha (diferencias *between* ocupaciones). Por otro lado, también

podría ocurrir que las brechas estimadas se generen (o se refuercen) por diferencias dentro de una misma ocupación, es decir la composición de tareas *within* ocupación difiere según el género del trabajador. Bajo este caso, la intensidad de las tareas asociadas al razonamiento abstracto sería más alto, por ejemplo, para un hombre que fuera un ingeniero que para una mujer con esa misma ocupación.

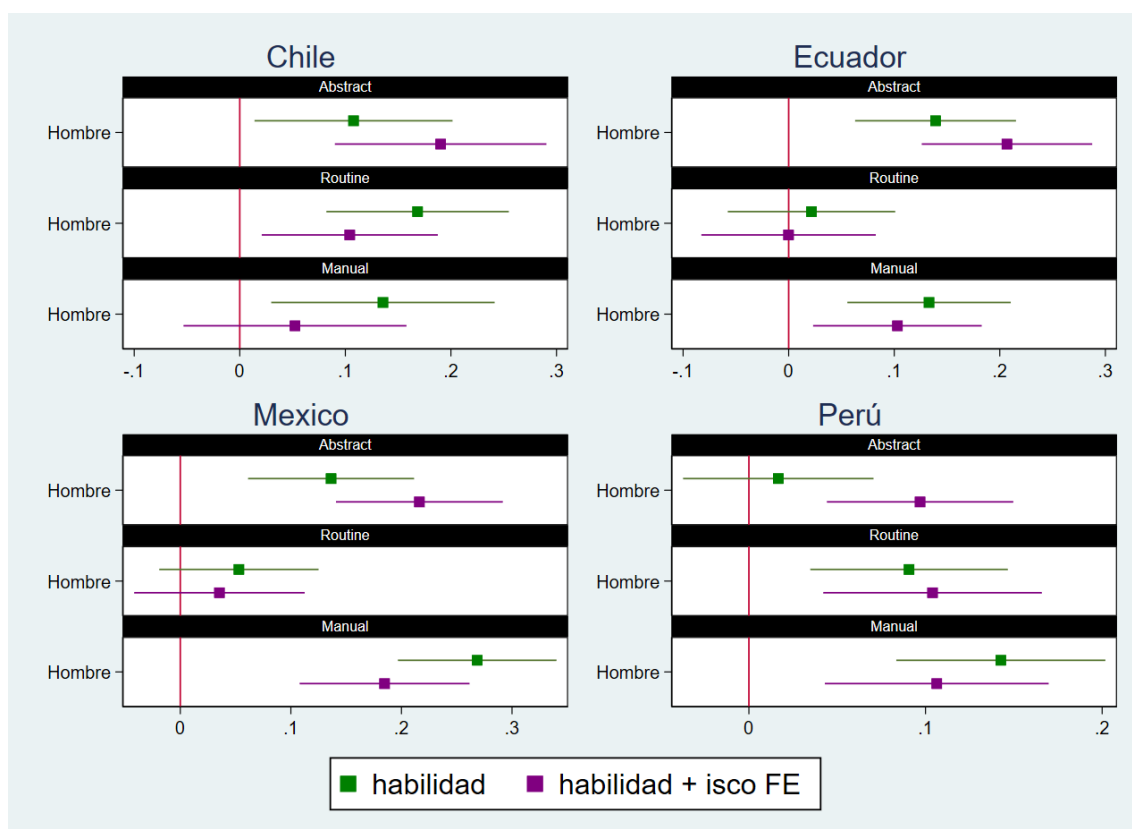
Para separar entre ambos efectos podemos reestimar el mismo coeficiente que surge de considerar la especificación con habilidades, añadiendo ahora efectos fijos por ocupación. De esta manera el coeficiente de género estará capturando las variaciones dentro de cada ocupación y por tanto será indicativo del efecto *within occupation*. Si encontráramos que incorporando los controles por ocupaciones la brecha previa desaparece, la interpretación indicaría que esa brecha se debe puramente a la distribución desigual de hombres y mujeres en ocupaciones con distinto nivel de tareas, ya que al interior de esas ocupaciones no se verifican diferencias. En el caso contrario, si la brecha inicial aumentara, sería indicativo de que la variación dentro de cada ocupación es lo suficientemente grande como para compensar incluso al efecto composición entre ocupaciones, que mueve la brecha en el sentido contrario, dando como resultado la brecha “neta” estimada inicialmente.

El gráfico 8 resume los resultados de dicho ejercicio. Encontramos que en tareas abstractas la brecha estimada se explica por completo por diferencias al interior de la ocupación. En consecuencia, la intensidad de tareas abstractas para una misma ocupación difiere según el género en favor de los hombres, y este efecto sobrecompensa a la diferencia *between* ocupaciones. Para el caso de las tareas rutinarias y manuales la brecha estimada previamente es producto de ambos factores que se refuerzan. Es decir, se verifican diferencias entre ocupaciones, ya que los hombres se emplean en mayor proporción en trabajos que demandan con más intensidad actividades manuales y repetitivas, al mismo tiempo que al interior de las ocupaciones desempeñan con mayor frecuencia que las mujeres este tipo de tareas.

Este último resultado parecería ser esperable, los hombres se seleccionan en ocupaciones que replican una división más típica del trabajo y esto contribuye en parte a la brecha estimada. El hecho de que esta selección entre ocupaciones se mueva en sentido opuesto para el caso de tareas abstractas podría ser, en cambio, un resultado menos previsible. Para comprender por qué el efecto *between* se mueve en la dirección opuesta, en el Anexo se incluye el gráfico A.3 que muestra la participación de cada género por ocupaciones y los valores promedio de cada tarea. De allí se observa que la brecha *between* en favor de las mujeres viene dada por el hecho de que hay una baja participación femenina en ocupaciones con nivel de *abstract* negativo y por ende con escasa intensidad de dichas tareas (ISCO 6 a 8). Sumado a ello hay incluso una mayor participación en ocupaciones profesionales (ISCO 2) donde el peso de este tipo de tareas es alto. Asimismo, la categoría ocupacional donde se emplean el mayor número de mujeres (ISCO 5) dada su gran heterogeneidad presenta valores en torno a la media para tareas abstractas.¹⁶

¹⁶ Otro punto que debería quedar aclarado con este gráfico es que aquí los valores de participación del empleo hacen referencia a la cantidad de hombres y mujeres en cada ocupación como porcentaje del total del empleo masculino y femenino, y no sobre el total de empleo en esa ocupación. Cuando la forma de calcular es esta última, rápidamente quedan evidenciados los desbalances de composición de género por ocupación (gráfico A.4)

Gráfico 8: Brechas de género en intensidad de tareas por países de América Latina incorporando controles por ocupación.



Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial de los hombres relativo a mujeres en la intensidad de cada tarea. Las estimaciones corresponden a la especificación detallada en la ecuación (iii) en la metodología. En ella se consideran controles de educación, características productivas y por habilidad cognitiva, a los que posteriormente se incorporan efectos fijos por ocupación. La muestra se compone de la población laboralmente activa con datos de ocupación. Se consideran todos los valores plausibles y el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

A modo de robustez, en el Anexo B se incluye una descomposición de las diferencias de género promedio en la intensidad de estas tareas. Para ello se emplea el clásico método “shift-share decomposition” propuesto por Brown, Moon and Zoloth (1980). El ejercicio confirma las conclusiones e intuiciones descritas y además, permite evidenciar el peso de las diferencias *within* ocupaciones también en tareas manuales y rutinarias, donde este componente da cuenta de una porción importante de los diferenciales totales. Asimismo, en el anexo se presentan las estimaciones para una regresión idéntica a la anterior pero que controla por efectos fijos de ocupaciones a 2 dígitos de ISCO en vez de a 1 dígito. Para lograr un tamaño de muestra suficiente para esta desagregación es necesario hacer un pool de los cuatro países a nivel región. La especificación permite corroborar si el efecto que atribuimos a diferencias al interior de las ocupaciones se debe en realidad a que la clasificación a un dígito de ISCO supone agrupar a un conjunto de ocupaciones muy diversas entre sí. Los resultados indican que el efecto se mantiene, por lo que podemos descartar que el factor *within* ocupaciones venga dado más bien por una selección en ocupaciones específicas al interior de cada ISCO. Desafortunadamente, dado el tamaño muestral no es posible extender esta robustez controlando a nivel del tercer o cuarto dígito del código de ocupaciones. Sin embargo, puesto que el segundo dígito implica desagregar

en 40 subgrupos de ocupaciones distintos, creemos que este ejercicio aporta solidez suficiente a nuestros resultados.

En resumen, los resultados sugieren que existen sustanciales disparidades en la asignación de tareas al interior de las ocupaciones. Es decir que incluso cuando además de compartir una misma profesión u oficio, hombres y mujeres comparten misma capacidad cognitiva, misma educación y mismos atributos productivos, existe una asignación diferencial de tareas y responsabilidades entre ellos.¹⁷ Estas heterogeneidades se verifican particularmente para el caso de tareas abstractas. Este resultado arroja una intuición que invita a considerar que, no solo importa lo que hombres y mujeres deciden a priori hacer en su vida laboral, motivando su decisión de carrera (selección ocupacional), sino que tanto igual importa lo que efectivamente terminan haciendo al emplearse en esa ocupación.

Además, el resultado remarca la importancia de contar con datos sobre el contenido de tareas a nivel individual y regional. El componente “*within*” ocupaciones de la brecha por género en tareas, queda excluido cuando el análisis se realiza con datos de fuentes externas extrapolados a nivel ocupación, puesto que ello implica calcular el contenido promedio de las tareas para cada ocupación y luego asignarlo a los trabajadores en la muestra según el ISCO. Consecuentemente las diferencias por género al interior de las ocupaciones desaparecen bajo esta metodología.¹⁸ Los resultados que estimamos indican justamente que este es un canal relevante para comprender la segmentación en el contenido de tareas.

Hasta aquí hemos presentado evidencia en tres aspectos. En primer lugar, documentamos que existen importantes brechas de género en habilidades en la región en conocimientos en *numeracy* y *problem solving*. En segundo lugar, que estas brechas tienen un cierto correlato en la intensidad con que hombres y mujeres realizan tareas abstractas, rutinarias y manuales en el espacio laboral. Y, por último, que en esta dimensión de tareas se verifican diferencias incluso luego de controlar por las brechas en habilidades cognitivas y otras características productivas como el nivel educativo. Esto otorga un rol importante a la dinámica ocupacional, encontrando que las diferencias *within* ocupaciones son significativas, y lo son particularmente para explicar la brecha en tareas abstractas.

En lo que sigue, el trabajo busca argumentar que estas brechas en tareas son relevantes en el mercado laboral por dos motivos: porque afectan los retornos salariales y porque definen la forma en que hombres y mujeres podrán afrontar los desafíos y oportunidades del cambio tecnológico.

¹⁷ Estas diferencias *within* ocupación están en línea con la evidencia de amplias heterogeneidades por ocupación que encuentran Ñopo y Winder (2009) en su análisis de brechas salariales y que también sugieren en su análisis Gasparini et. al (2019).

¹⁸ Incluso la opción de calcular el nivel de tarea no sólo por ocupación sino también por género y luego asignar esos valores según el ISCO y el género del trabajador, implica suponer que las diferencias de género en el país de origen de los datos (por ejemplo USA en el caso de O*NET), son las mismas que en la región. Esto ignora justamente la especificidad de las brechas de género en los mercados laborales de países en desarrollo como los de América Latina.

5.4 Retornos a las tareas.

5.4.1 Precio de tareas

Podría ser el caso de que las brechas en tareas no afecten los retornos salariales, es decir que estos retornos estén circunscriptos a los factores productivos propios del individuo, como su educación formal y sus habilidades, y a los factores productivos de la firma. Si esto fuera así, las brechas en la intensidad de tareas laborales que estimamos podrían ser relevantes por varios otros motivos. Por ejemplo, porque previenen que mujeres y hombres adquieran nuevas habilidades mediante la experiencia laboral, o porque refuerzan estereotipos de división del trabajo que pueden dar lugar a ineficiencias en la asignación de talentos o en las decisiones de carrera. Pero aun cuando sea cierto lo anterior, no tendrían *per se* un impacto directo sobre los retornos en el mercado laboral.

Tomando ventaja de la posibilidad que ofrece PIAAC de estimar retornos salariales considerando medidas de habilidad individuales -típicamente omitidas en las regresiones Mincer-, en este apartado mostramos evidencia de que, además de la importancia por los motivos previamente mencionados, las brechas en tareas tienen un rol relevante en los ingresos. Cada una de estas tareas supone premios o penalizaciones salariales, que se verifican incluso luego de tomar en consideración una amplia gama de factores que podrían afectar estos retornos.

Para ello en primer lugar estimamos una ecuación de Mincer donde, además de los factores productivos habituales, se incluyen el índice de intensidad de tareas como variable explicativa, para estimar su efecto sobre el salario. En segundo lugar, estimamos una ecuación de Mincer enriquecida con las medidas de habilidad cognitiva del individuo, para evaluar si los coeficientes asociados a cada tarea sobreviven luego de controlar por este inobservable típico. Formalmente, esto es equivalente a regresar un modelo de salarios como en la ecuación (iv).

Los resultados se presentan en la Tabla 6. En todos los casos los coeficientes son los esperados y son significativos: mayor intensidad de tareas abstractas generan un premio salarial para el trabajador, mientras que las tareas rutinarias y manuales reportan una penalidad asociada. Incluso al controlar por las habilidades individuales los coeficientes de tareas se mantienen significativos para el caso de abstractas y manual en todos los países. El efecto estimado sugiere que, para trabajadores con igual capacidad e igual características y en firmas similares, incrementar en un desvío estándar la intensidad de tareas abstractas tiene un efecto positivo en el salario entre 6,5 y 9,5 puntos logarítmicos. En el sentido opuesto aumentar en un desvío estándar la intensidad de tareas manuales impacta negativamente en el salario en una proporción similar. Para dar un orden de magnitud el efecto de estos retornos a las tareas es cercano, e incluso mayor, al efecto estimado de un año más de educación formal, bajo una especificación que contemple la variable educativa como continua. Para el caso de las tareas rutinarias, estas presentan una penalidad salarial significativa estadísticamente al 1%, en el caso de Chile, pero no así para Ecuador y México.

Un punto a destacar es que al estimar los retornos de cada tarea por separado y no en conjunto, cada una de ellas presenta valores significativos. Esto último estaría indicando un cierto grado de colinealidad entre estas medidas. Adicionalmente, dado

que hemos incluido el factor de habilidad, es interesante notar que sus retornos son heterogéneos para estos tres países, siendo significativos al 1% en Chile donde el efecto sobre el salario es sustancial. En México alcanzan significatividad estadística al 10% con un efecto más modesto y no es significativo en Ecuador.

Tabla 6: Retornos salariales para cada tarea y habilidades cognitivas

	América Latina					
	Chile		Ecuador		México	
	OLS	OLS + habilid.	OLS	OLS + habilid.	OLS	OLS + habilid.
Abstract	0.0765*** (0.0278)	0.0619** (0.0262)	0.101*** (0.0277)	0.0987*** (0.0274)	0.0909*** (0.0263)	0.0817*** (0.0263)
Routine	-0.0878*** (0.0164)	-0.0719*** (0.0157)	-0.0130 (0.0207)	-0.00868 (0.0209)	-0.0102 (0.0206)	-0.00893 (0.0203)
Manual	-0.0782*** (0.0174)	-0.0673*** (0.0169)	-0.0641** (0.0267)	-0.0639** (0.0269)	-0.0975*** (0.0211)	-0.0877*** (0.0208)
Numeracy	-	0.207*** (0.0462)	-	0.00799 (0.0570)	-	0.0827* (0.0445)
Literacy	-	-0.0605 (0.0421)	-	0.0589 (0.0532)	-	0.0242 (0.0428)
Observaciones	2886	2886	2696	2696	3177	3177
R-squared	0,25	0,27	0,39	0,40	0,32	0,33

Nota: Los coeficientes corresponden al retorno salarial de cada tipo de tarea y de las habilidades cognitivas en *numeracy* y *literacy*, que surgen de la ecuación (iv) detallada en la metodología. Se considera salario horario en log en PPP. La muestra se compone tanto del empleo asalariado como en cuenta propia. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Un primer mensaje general que surge de estas estimaciones es que el contenido de tareas es una dimensión relevante para comprender las dinámicas salariales en el mercado laboral, puesto que agrega información sobre los retornos, incluso luego de descontar por el efecto de las habilidades del individuo y del resto de los factores productivos típicos.

Consistente con las diferencias en la intensidad de tareas al interior de las ocupaciones señaladas en el ejercicio de descomposición, al agregar a la especificación anterior efectos fijos de ocupaciones verificamos que los resultados se mantienen. La tabla A.3 del Anexo presenta los resultados de controlar por 1 dígito de ISCO a nivel país y por 2 dígitos agregando las observaciones a nivel de región (para lograr un número de observaciones suficientes por ocupaciones). En ambos casos tanto el premio por una mayor intensidad de tareas abstractas como la penalidad por tareas manuales decrecen levemente al considerar la selección por ocupaciones, pero mantienen un efecto relevante en torno a 5,0 y 7,5 puntos logarítmicos para el *pool* de países.¹⁹

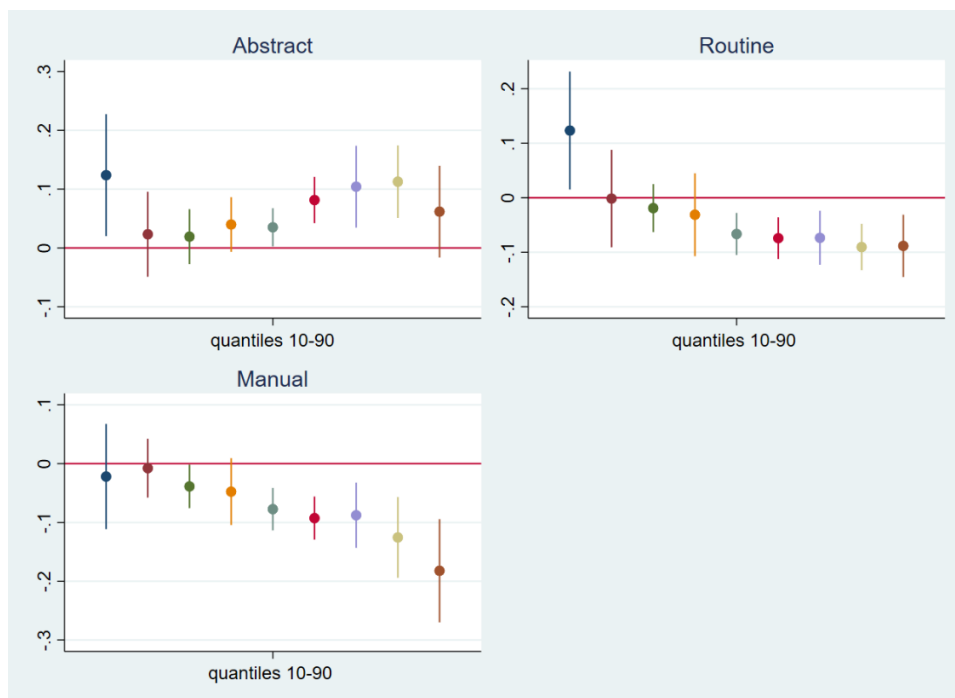
Un punto de interés adicional consiste en indagar si existen retornos diferenciales a estas tareas por género. Siguiendo la ecuación (iv) interactuamos las medidas de tareas con el género del trabajador, para testear diferencias entre hombres y mujeres

¹⁹ Si bien en el caso de Chile el premio por tareas abstractas se vuelve no significativo con efectos fijos de ocupación, al incorporar la interacción con género se verifica que “within” ISCO mayor intensidad de abstractas tiene un retorno de 6.9 puntos log al 1% para hombres pero no para mujeres.

en la remuneración. La Tabla A.4 en el Anexo reporta los resultados. En Chile los retornos positivos que habíamos estimado para tareas abstractas vienen explicados en realidad por un premio salarial que es exclusivo de los hombres. El retorno de las tareas abstractas no es significativamente distinto de cero para las mujeres, pero tiene un efecto de 7.6 puntos logarítmicos para trabajadores hombres. Este diferencial se mantiene al controlar por efectos fijos de ocupación en la segunda columna de resultados (ver nota al pie página anterior). En el resto de las interacciones no se encuentran efectos diferenciales por género, aunque al 10% de significatividad la penalidad por incrementar el nivel de tareas manuales se ve atenuado cuando el trabajador es un hombre. Para el caso de Ecuador, también al 10%, la penalidad por tareas rutinarias va en sentido contrario, siendo mayor para los hombres.

A partir de la Tabla 6 podíamos afirmar que la dimensión del contenido de tareas era un factor relevante para la dinámica salarial. Un resultado adicional es que los retornos de las tareas no son homogéneos a lo largo de la distribución del ingreso salarial. A partir de estimar la ecuación (iv) mediante una regresión RIF para el pool de observaciones de los tres países, podemos evaluar el efecto de una traslación horizontal en la distribución del nivel de cada tarea sobre la distribución completa no-condicionada del salario horario. A diferencia de la tabla anterior donde los retornos son condicionales en características del individuo y las firmas, aquí nos interesa evaluar los retornos por aumentar la intensidad de tareas en diferentes partes de la distribución del ingreso no condicionado.

Gráfico 9: Retornos asociado a cada tarea para distintos cuantiles no condicionados del de salario horario.



Nota: Los coeficientes corresponden al retorno salarial de cada tipo de tarea para los distintos cuantiles de la distribución no condicionada del ingreso. La estimación surge de una regresión RIF a partir de la ecuación (iv) detallada en la metodología. Se considera salario horario en log en PPP. La muestra se compone tanto del empleo asalariado como en cuenta propia. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Los resultados de este ejercicio se presentan en el gráfico 9. De allí se desprende que tanto el premio asociado a tareas abstractas, como las penalidades para rutinarias y manuales son significativos y crecientes a medida que nos movemos hacia la derecha de la distribución salarial. El contenido de tareas importa más para los cuantiles más altos de la distribución salarial. Este hallazgo tiene implicancias de interés, puesto que un aumento en la complejidad de las tareas laborales para la región puede tener asociados efectos distributivos sobre los salarios que, de no considerar la dimensión del contenido de tareas, pueden ser ignorados.

5.4.2 Tareas y brecha salarial por género

Las habilidades cognitivas son un factor típicamente inobservable en las regresiones de salario. Por su parte, el contenido de tareas es aún una dimensión poco explotada dentro de las regresiones Mincer. Uno de los aportes de este trabajo consiste en incorporar ambos factores al análisis. Dado que encontramos evidencia de que habilidades y tareas pueden tener un retorno salarial significativo, esto supone agregar un conjunto de características individuales relevantes para la dinámica salarial. Previo a esto, en las secciones anteriores, documentamos diferencias entre géneros en las dotaciones de habilidades y en la intensidad de tareas. Una pregunta que naturalmente se desprende de conjugar ambos resultados, refiere a la posible contribución de estos factores a la brecha salarial entre hombres y mujeres. Es decir, en qué medida las diferencias en habilidades y tareas contribuyen a explicar las disparidades observadas en el salario promedio por género.

La respuesta nos lleva a pensar en un contrafactual que permita estimar el aporte de cada factor sobre la brecha, es decir, cómo sería la brecha en salarios si las diferencias en habilidades no fueran tales y si los niveles de tareas fuesen similares entre hombres y mujeres. Como detallamos en la metodología, para este apartado realizamos una descomposición por el método de Oaxaca-Blinder bajo la modalidad de descomposición en dos etapas. Mediante este ejercicio comparamos la proporción de la brecha que no puede ser explicada por diferencias en dotaciones de factores, antes y después de incorporar al modelo de salarios las habilidades y las tareas. Es decir, evaluamos en qué medida estas dimensiones son capaces de añadir información sobre los componentes a los que se atribuyen las diferencias en salario entre géneros, acortando la porción que no podemos explicar. La descomposición se realiza tanto para una especificación sin efectos fijos por ocupación, como para el caso donde estos se incluyen, de forma tal de considerar las diferencias salariales que se dan por la selección en distintas ocupaciones. Los resultados para el promedio y para los tres países analizados se resumen en la Tabla 7.

El primer mensaje que surge de las estimaciones es que las habilidades y las tareas son factores relevantes para explicar una porción de la brecha salarial por género, pero la magnitud en que lo hacen puede ser muy heterogénea según el país. Para el caso de Chile ambas dimensiones contribuyen a reducir la porción no explicada de estas diferencias en una magnitud importante de alrededor de 20 puntos porcentuales tanto en la especificación que no contempla efectos fijos por ocupación, como en la que si los incluyen. En Ecuador en cambio, esta caída en el componente no explicado es mucho más modesta, en orden de los 5 y 6 puntos respectivamente, mientras que para México alcanza se reducen 9 puntos, e incluso se incrementa cuando no se tienen efectos fijos. Así, el potencial de las habilidades y tareas como

factor explicativo de las diferencias por género está atado a las especificidades de los mercados laborales de cada país.

Un segundo mensaje que se desprende de los resultados es que las habilidades y el contenido de tareas parecen tener mayor poder explicativo de la brecha justamente al interior de las ocupaciones (columna d vs columna h). Este punto es consistente con las variaciones *wihtin* ocupaciones encontradas en la descomposición de las tareas de la sección anterior. En promedio, considerando los resultados para el conjunto de países, incorporar estas dimensiones al análisis logra reducir el componente no explicado en 10 puntos porcentuales respecto a la especificación base.

El tercer mensaje que ofrece la tabla es que, a contramano de lo esperado, la brecha salarial por género no explicada se ensancha cuando se tiene en cuenta la selección por ocupaciones (columna e vs columna a), indicando que las diferencias en el salario que no se deben a diferencias en las dotaciones productivas entre hombres y mujeres son mayores al interior de cada familia de ocupación (ISCO a 1 dígito en este caso). Al contrario de lo que suele esperarse, controlar por las diferencias de participación entre las ocupaciones no afecta significativamente la brecha salarial, reforzando resultados previos sobre este aspecto (Ñopo y Wider, 2009; Barrientos 2002)

Por último, la magnitud de la porción no explicada respecto a la brecha total arroja un mensaje importante. Las diferencias salariales persisten de forma significativa incluso teniendo en cuenta el contenido de tarea en la ocupación y aún más, las habilidades del individuo, un factor que usualmente es un inobservable en las regresiones típicas. En otras palabras, un hombre y una mujer de igual capacidad, con el mismo nivel educativo, en una firma de similares características y que desarrollan un tipo de tareas similares, perciben salarios diferentes por factores que se asocian a su condición de género.

La descomposición detallada de la especificación completa (columna c) nos ofrece la posibilidad de indagar en la contribución puntual de cada factor a la brecha. Particularmente nos interesa el rol de las habilidades cognitivas y tareas, para las que previamente hemos documentado diferencias en dotaciones. La descomposición por Oaxaca-Blinder es informativa de la dirección en que se movería el salario, en este caso de las mujeres, si esos diferenciales no existieran. Se opta por presentar los resultados resumiendo los efectos para los años educativos, experiencia, desempeño cognitivo en literatura y numérico y para los tres tipos de tareas. Los resultados completos se ofrecen en el apéndice en la tabla A.5

Si las mujeres que participan en el mercado laboral adquiriesen en promedio las mismas habilidades numéricas que los hombres, su salario aumentaría para el promedio de países en una magnitud cercana al 10% de la brecha actual, con una significatividad del efecto del 10%. Nuevamente para el caso de Chile este incremento es significativo al 1% con un efecto que representa más del 20% la brecha (0.0537 sobre una brecha de 0.246). Este resultado es consistente con los altos retornos positivos asociados a las habilidades y con las significativas diferencias en el desempeño en *numeracy* encontrados para este país. Para Ecuador y México, en línea con los bajos o nulos retornos a las habilidades, este factor no movería la brecha en favor de las mujeres.

Tabla 7: Descomposición de la brecha de género salarial, antes y después de considerar la dimensión de habilidades y contenido de tareas.

		OCCUPATION FE: NO				OCCUPATION FE: SI			
		Mod. Base	(a) + Habilidad	(b) + Tareas	Cambio %	Mod. Base	(e) + Habilidad	(f) + Tareas	Cambio %
		(a)	(b)	(c)	(d)=(c)-(a)	(e)	(f)	(g)	(h)=(g)-(e)
Chile	Diferencia	0.246***				0.246***			
	Explicada	0.0391	0.0930***	0.0830***		0.00674	0.0511	0.0526	
		16%	38%	34%		2%	21%	21%	
	No explicada	0.207***	0.153***	0.163***	18%	0.240***	0.195***	0.194***	19%
		84%	62%	66%		98%	79%	79%	
Ecuador	Diferencia	0.209***				0.209***			
	Explicada	-0.0121	-0.00673	-0.00255		-0.0246	-0.0207	-0.0118	
		-6%	-3%	-1%		-10%	-10%	-6%	
	No explicada	0.221***	0.216***	0.212***	5%	0.234***	0.230***	0.221***	6%
		106%	103%	101%		112%	110%	106%	
Mexico	Diferencia	0.0981**				0.0981**			
	Explicada	-0.0152	-0.00648	-0.0207		-0.0507*	-0.0399	-0.0423	
		-15%	-7%	-21%		-52%	-41%	-43%	
	No explicada	0.113***	0.105***	0.119***	-6%	0.149***	0.138***	0.140***	9%
		115%	107%	121%		152%	141%	143%	
Promedio	Diferencia	0.118***				0.118***			
	Explicada	-0.0134	0.000982	-0.00916		-0.0461*	-0.0314	-0.0294	
		-12%	1%	-8%		-40%	-27%	-25%	
	No explicada	0.132***	0.117***	0.128***	3%	0.165***	0.150***	0.148***	14%
		112%	99%	108%		140%	127%	125%	

Nota: La descomposición se realiza mediante el método de Oaxaca-Blinder en dos etapas. Se presentan dos grupos de resultados en base a la ecuación (iv) detallada en la metodología. En el primero no se consideran efectos fijos por ocupación mientras que en el segundo sí. En ambos inicialmente la descomposición se basa en una regresión típica de Mincer a la que luego se le agregan factores de habilidad cognitiva y del contenido de tareas secuencialmente. La última columna de cada grupo refiere al cambio porcentual de la brecha no explicada entre la especificación inicial y la más completa. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Por su parte el efecto de las tareas también es relevante para la brecha salarial. Considerando la columna promedio, si la carga manual en las tareas laborales de las mujeres fuera similar a la de los hombres esto deprimiría su salario con un efecto de magnitud (18% de la brecha). La contribución del contenido manual es significativa en todos los casos y el más importante entre las tareas. En consecuencia, bajo un escenario en el que la importancia de las tareas manuales decrezca para los hombres y se vuelva más homogénea entre géneros, la brecha salarial podría incluso incrementarse.²⁰ Por otro lado, niveles similares de tareas abstractas entre hombres y mujeres contribuirían en sentido opuesto, ya que reducirían la brecha en favor de las mujeres en un 5%, considerando las estimaciones para el promedio. En el caso de los resultados por país, este efecto alcanza significatividad estadística solo en Chile, al 10%. Sin embargo, a diferencia del resto, allí se verifica una contribución relevante de las tareas rutinarias, que mueven la brecha en el mismo sentido que las tareas manuales. Debe advertirse que la discrepancia entre la significatividad promedio y para los países, puede venir dada por una estimación más ruidosa debido a que se cuenta con menos observaciones en cada uno de ellos.

Tabla 8: Descomposición detallada de la brecha salarial por género por Oaxaca-Blinder para variables seleccionadas

	Promedio	Chile	Ecuador	Mexico
Diferencia	0.118***	0.246***	0.209***	0.0981**
Explicado	-0.00916	0.0830***	-0.00255	-0.0207
Literacy	0.000577	-0.00273	-0.00178	-0.000585
Numeracy	0.0113*	0.0537***	0.000933	0.00727
Educación	-0.0465***	-0.0275**	-0.0688***	-0.0418***
Experiencia	0.0189**	0.0521***	0.0342**	0.0208**
Abstract	0.00607**	0.00883*	0.00688	0.00477
Routine	-0.000950	-0.00987***	-0.000701	-0.00207
Manual	-0.0208***	-0.00730**	-0.0113**	-0.0252***
No explicado	0.128***	0.163***	0.212***	0.119***
Literacy	-0.00362	-0.000273	0.0192	-0.00759
Numeracy	0.00139	0.000734	-0.0225	0.00383
Educación	0.300**	0.416*	0.349*	0.325**
Experiencia	0.0684	-0.106*	0.0271	0.104
Abstract	-0.00203	-0.00399	-0.00359	-0.000193
Routine	-0.000638	0.0140	-0.00102	-0.00144
Manual	0.00133	0.0222	0.00146	0.000457
Observaciones	8149	2886	2347	2916

Nota: La descomposición se realiza mediante el método de Oaxaca-Blinder en dos etapas. La estimación se basa a la ecuación (iv) detallada en la metodología incorporando las medidas de habilidad cognitiva y del contenido de tareas y sin efectos fijos por ocupación. Aquí se presenta la contribución de los factores de interés. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

²⁰ Aun cuando esto solo considera efectos de equilibrio parcial, basados en el grafico A.3 del apéndice este escenario parece ser probable a medida que los países incrementan su nivel de desarrollo.

Retomando la tabla, queda en evidencia que la mayor contribución viene por el canal educativo. Consistente con el hecho de que las mujeres se encuentran más educadas, si esa diferencia no estuviera a su favor el salario promedio sería menor, en una porción que se supera al 30% de la diferencia salarial. Por su parte el hecho de que los hombres en promedio acumulan más experiencia también es un factor de peso.

Por el lado de los efectos no explicados la contribución principal viene dada por diferentes retornos a la educación, esto es, a igual cantidad de años estos se retribuyen mejor en el caso de los hombres. Este efecto empuja buena parte del efecto total no explicado. De los resultados detallados del apéndice vale la pena mencionar que la condición de auto empleo contribuye en magnitud tanto a la brecha explicada como no explicada, ya que son las mujeres las que en mayor proporción se encuentran trabajando como cuentapropistas y en promedio esta condición se asocia con salarios más bajos. De forma interesante una mayor participación en el sector privado haría caer su salario.²¹

En el apéndice además se ofrece el detalle de la descomposición cuando se incluyen efectos fijos de ocupación (columna g de la tabla 7). La especificación preferida en este caso es la del promedio de países, dado el número de observaciones y la inclusión de efectos fijos al modelo. De allí nos interesa notar particularmente que la contribución de las tareas se mantiene significativa para abstractas y manuales luego de controlar por la selección por ocupaciones. Asimismo, notamos que los coeficientes de las ocupaciones tienen una contribución en varios casos significativa. Si la participación de las mujeres fuese igual a la de los hombres en la categoría de profesionales (ISCO 2) esto tendría un efecto negativo sobre su salario, dado que para ese grupo de ocupaciones la proporción de mujeres es mayor en la muestra. Mismo efecto negativo se corrobora para la ocupación de trabajadores de la agricultura y pesca y para trabajadores de oficios artesanales y afines (ISCO 6 y 7). Estos últimos son sectores de bajo salario promedio y con predominio masculino, por lo que una proporción del empleo femenino en porcentajes similares reduciría su retribución. Misma intuición, pero en sentido contrario, aplica para el sector servicios y comercio (ISCO 5), donde las mujeres casi duplican a los hombres en participación y donde los salarios no superan al promedio. El punto a destacar es que no parece ser que la selección por ocupaciones sea inocua para explicar la brecha, sino que más bien en el agregado su efecto se disipa porque tienden a compensarse las contribuciones particulares de cada categoría ocupacional.

Idealmente quisiéramos poder realizar esta descomposición para distintos puntos de la distribución, para evaluar si la contribución a la brecha cambia en concordancia con los resultados del gráfico 9. Desafortunadamente esto no es posible debido a la restricción del tamaño muestral deseable para una descomposición por cuantiles de salario. Por otra parte, aun cuando incorporemos al modelo medidas de capacidad cognitiva, los retornos estimados no están exentos del efecto de otros posibles inobservables productivos, que se correlacionen con el tipo de tareas en la ocupación o incluso con la habilidad del individuo. Dichas medidas de habilidades de hecho podrían contener un cierto error de medición y ser en realidad *proxies* de la habilidad latente del trabajador. Bajo una intuición similar las habilidades blandas pueden

²¹ La edad resulta también un factor de peso, aunque su magnitud es sensible a la forma en que se incluye la variable en el modelo.

afectar los retornos salariales y correlacionar positivamente con una mayor intensidad de tareas abstractas. Desafortunadamente PIAAC no ofrece medidas confiables y estandarizadas de habilidades socioemocionales, como sí ocurre en el caso de habilidades cognitivas. Sin perjuicio de lo anterior, creemos que en conjunto los resultados expuestos son una primera aproximación valiosa que permite incorporar nuevos factores explicativos a la brecha salarial de género promedio.

5.5 Cambio tecnológico

5.5.1 Caracterización

Una segunda razón por la cual conocer las diferencias en habilidades y en tareas es relevante para la región, tiene que ver con que estas dimensiones pueden ser determinantes frente al cambio tecnológico y la revolución digital. El conjunto de habilidades del trabajador define una posición más o menos favorable frente a las amenazas y frente a las oportunidades que suponen estos fenómenos. Los trabajos más habituales que encontramos en la literatura centran su análisis en las amenazas, más específicamente en la creciente automatización del trabajo. Menos esfuerzos han ido en la dirección de capturar cuales son las oportunidades que surgen a partir de la disrupción de los procesos productivos. Para intentar abarcar ambos canales, proponemos un enfoque más orientado hacia el lado de la demanda, el cual supone un abordaje “ad hoc”.

En vez de estimar cuál sería teóricamente un índice de Rutinización (RTI) de las actividades de cada ocupación, buscamos capturar directamente las expectativas que el mercado tiene respecto a cuáles ocupaciones emergen como pujantes a raíz de los cambios tecnológicos, y cuáles serán paulatinamente redundantes o menos demandas. La ventaja que esto supone es la de no necesitar construir un índice teórico en el que se colapsan todas las dimensiones de las tareas laborales, sino que otorgamos un perfil de riesgo y oportunidades a cada ocupación, a partir de las demandas existentes y las esperadas. Las desventajas provienen por el lado de las fuentes de información disponible. Relevar adecuadamente cuáles son las tendencias y la manera en que el cambio tecnológico moldea y modifica las oportunidades para cada ocupación es una tarea sumamente compleja, lo que explica por qué no existen fuentes de información que provean estos datos de forma consistente ni periódica. La falta de datos oficiales o de fuentes públicas nos obliga a apoyarnos en *proxies* imperfectas, que aun cuando carecen de algunas características deseables, logran aproximarse y capturar, de modo general y a grandes rasgos, la dirección de los cambios y movimientos que son esperables para el mercado laboral.

Como se expuso en el apartado metodológico, para esta sección nos valemos de los datos del World Economic Forum que releva las ocupaciones que son emergentes o redundantes en base a las expectativas sobre su demanda futura. A partir de identificar las ocupaciones más cercanas en el clasificador de ISCO, generamos una correspondencia con esta lista de ocupaciones que posteriormente podemos adosar a PIAAC en base a la ocupación de cada trabajador. Debe recordarse que dicha fuente captura estas expectativas a partir de encuestas a empresas de todos los sectores productivos, pero excluye al universo de las pequeñas y medianas empresas, por lo que sus estimaciones no son representativas de toda la muestra obtenida en PIAAC.

Para el detalle de este ejercicio referimos al apartado metodológico y a la descripción de los datos.

A modo ilustrativo, y para comprender a qué tipo de empleos nos estamos refiriendo en cada caso, en la Tabla 9 se presentan las diez ocupaciones emergentes y redundantes identificadas como más frecuentes en la región. Para computar la tabla se toma en cuenta la totalidad de los trabajadores y no solo aquellos para los que la encuesta es representativa. Es decir, por un momento asumimos que las mismas tendencias que se registran en las grandes empresas en un futuro alcanzarán a la generalidad del mercado laboral y las empresas, y contabilizamos cuáles de esas ocupaciones son más comunes en la región.

Del cuadro surge que las ocupaciones emergentes son un grupo más homogéneo (notar que todas se encuentran entre los códigos de ISCO de alta calificación desde 1 a 3), asociado con un nivel de jerarquía alto, así como con el uso de tecnologías y conocimientos específicos. Por su parte el grupo clasificado como redundantes es más heterogéneo, y puede incluir a ocupaciones con cierto nivel de calificación (contadores, por ejemplo) y no necesariamente a ocupaciones solamente de bajo nivel o intensivas en trabajo manual (notar que se compone de varios códigos de ISCO - 2;3;4;5;9-). Esta última definición parece cubrir un espectro más amplio del conjunto de ocupaciones y no estar tan sesgada hacia ocupaciones poco calificadas.

En lo que sigue, para asegurar la consistencia del análisis, nos limitamos a considerar aquellos individuos para los que podemos estar seguros de que las tendencias reveladas por el informe son representativas. La muestra entonces se compone de trabajadores únicamente del sector privado que estén empleados en firmas de más de 50 trabajadores, por lo que se excluye cualquier forma de auto-empleo.

Tabla 9: Ocupaciones emergentes y redundantes más frecuentes.

Ocupaciones redundantes mas frecuentes		Ocupaciones emergentes mas frecuentes	
Código ISCO	Título ISCO	Código ISCO	Título ISCO
2411	Contadores	3512	Técnicos en tecnologías de la información y las comunicaciones
3122	Supervisores de línea de fabricación	2511	Analista de sistemas
9321	Empaquetador manual	1324	Gerentes de abastecimiento, distribución y afines
5230	Cajeros	1212	Administradores de recursos humanos
9329	Trabajadores manuales generales	1330	Gerentes de servicios de tecnología de la información y las comunicaciones
9333	Manipuladores de carga	2422	Profesionales de la administración pública
4311	Empleados de contabilidad y teneduría de libros	2421	Analistas de gestión y organización.
3322	Representantes de ventas comerciales	1349	Gerentes de servicios profesionales generales
4321	Operarios de stock y almacenamiento	3115	Técnicos en ingeniería mecánica
5221	Trabajadores y reposidores de comercio	2310	Profesores universitarios y de educación superior

Nota: Para los cuatro países de América Latina incluidos en PIAAC se computan cuáles son las ocupaciones más frecuentes agrupadas en emergentes o redundantes, en base a las perspectivas de demanda futura capturadas por el World Economic Forum. Para más detalle de los datos y la metodología aplicada se refiere a ambos apartados.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC y a datos del World Economic Forum.

Al analizar la composición de cada grupo de ocupaciones en esta submuestra, surgen diferencias en su caracterización. El primer dato que se destaca de la Tabla 10 es que mientras menos del 10% está actualmente empleado en ocupaciones emergentes casi el 36% del empleo se encuentra en ocupaciones redundantes. Bajo estas expectativas, la baja o la desaceleración de la demanda a raíz del cambio tecnológico se distribuye de formas más extensiva, mientras que, las oportunidades asociadas al incremento de nuevas posiciones se limita a un grupo más reducido. Esta diferencia, aunque solo representativa del empleo asalariado en grandes empresas, marca el tenor del desafío que supone el cambio tecnológico en la región.

El cuadro reporta que las mujeres representan una proporción mayor en ocupaciones redundantes en comparación con su participación en las emergentes. En estas últimas encontramos en promedio a trabajadores más experimentados y con mayor nivel educativo, mientras que las ocupaciones redundantes son más frecuentes en trabajadores más jóvenes. Asimismo, notamos que el salario horario promedio de una ocupación emergente es del más del doble del salario registrado para trabajadores empleados en ocupaciones redundantes.²² La brecha también se evidencia en el índice del nivel de uso de tecnologías informáticas en el trabajo. Como es esperable los trabajos emergentes se relacionan con un uso más intensivo de las tecnologías de la información que en el caso de los trabajos redundantes, lo que justamente se asocia con su complementariedad frente a los procesos de digitalización. En esta misma línea, las tareas abstractas son más intensivas y las rutinarias y manuales menos frecuentes en los trabajos emergentes respecto de los redundantes.

Tabla 10: Caracterización de las ocupaciones emergentes y redundantes.

	Emergente	Redundante
Proporción del empleo	9,6%	35,9%
Proporción de mujeres	27,7%	41,4%
Edad	37	33
Años de educación	16	12
Experiencia Laboral	15,0	11,4
Media del ingreso laboral	16,8	7,1
Uso de TICS en el trabajo	2,96	2,00
Abstract Tasks	1,04	0,14
Routine Tasks	-0,55	0,21
Manual Tasks	-0,60	-0,13

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC y a datos del World Economic Forum.

Esta caracterización breve, permite notar que el tipo de empleo asociado a cada grupo de ocupación es bien diferente y las características productivas de cada uno también lo son. Si en parte estas expectativas están alineadas con las tendencias que veremos

²² Es de esperar que esta brecha sea incluso mayor puesto que aquí solo se consideran trabajadores de grandes empresas donde el nivel de informalidad es mucho menor y con salarios en promedio más amplio al resto de las firmas.

en los próximos años, los cambios no serán inocuos en términos distributivos y en términos de alterar en cierto grado la composición del empleo.

5.5.1 *El rol de las tareas y habilidades*

Más allá de este panorama general, nos interesa particularmente analizar si la dimensión de habilidades y tareas resultan un factor relevante para comprender las oportunidades diferenciales que surgen como consecuencia de este proceso de disrupción tecnológica. Más específicamente nos preguntamos en qué medida las habilidades cognitivas y la intensidad de las tareas estimadas para cada trabajador en PIAAC, son un factor de peso en la probabilidad de estar empleado en una ocupación que se espera se vuelva emergente o redundante. A partir de combinar las ocupaciones listadas en el reporte del *World Economic Forum* con la información de PIAAC, podemos identificar en qué tipo de ocupación se encuentra cada individuo y por lo tanto podemos estimar un modelo *probit* de esta condición sobre las características individuales y productivas de los individuos. La especificación econométrica se detalla en la ecuación (v) y (vi)

Los principales resultados del ejercicio están resumidos en la Tabla 11. Respecto a los coeficientes de interés encontramos que la habilidad cognitiva del trabajador incrementa significativamente las chances de emplearse en ocupaciones emergentes. El efecto de aumentar las habilidades en un desvío estándar supone aumentar la probabilidad de tener una posición favorable frente al cambio tecnológico. En la dimensión de tareas, la estimación indica que una mayor intensidad de tareas rutinarias se asocia significativamente con menores probabilidades de estar empleado en una ocupación emergente, pero con mayores probabilidades de estarlo en una redundante. Si bien el efecto de las tareas abstractas no se encuentra significativa, ocurre lo mismo que para el caso de las estimaciones de precios de las tareas, donde cierto grado de colinealidad entre la medida de tareas absorbe los efectos de las restantes. Así, al testear una especificación en que la se incluye por separado cada tarea, los coeficientes de *abstract* y *routine* resultan significativos y en el sentido esperado, incrementando la probabilidad en ocupaciones emergentes para la primera y reduciéndolo para la segunda. Para el caso de las ocupaciones redundantes permanece como significativo solo el efecto de tareas rutinarias (Tabla A.7 en el Anexo).

Parte de la intuición detrás de este resultado estaba recogido en la Tabla 9, donde mostramos que el conjunto de ocupaciones redundantes es mucho más heterogéneo y agrupa profesiones que incluso demandan cierto grado de tareas analíticas, de supervisión y de gestión, así como también ocupaciones más típicamente de calificación media y baja. El rango más amplio de este tipo de ocupaciones explica en parte por qué los coeficientes de tareas abstractas y manuales no tienen un efecto claro sobre la probabilidad de estar empleado en ocupaciones redundantes. Consistente con lo expuesto previamente, este grupo parece tener una composición más heterogénea.

Adicionalmente, como parte de los resultados, se evidencian notorias diferencias por género, lo que daría cuenta de efectos diferenciales del cambio tecnológico para hombres y mujeres. El empleo masculino tiene una mayor probabilidad de que sus ocupaciones sean las que el cambio tecnológico impulsa. Al mismo tiempo tiene una

menor probabilidad respecto al empleo femenino, de encontrarse en ocupaciones que se avizoran como redundantes según las expectativas del mercado.

Tabla 11: Modelo probit para la probabilidad de estar empleado en ocupaciones emergentes y redundantes.

	Emergente	Redundante
Numeracy	0.00551*** (0.00160)	-0.000201 (0.00130)
Sec. Completa	0.407** (0.191)	0.182* (0.110)
Terciario	1.248*** (0.245)	-0.282* (0.156)
Nativo	-0.113 (0.381)	-0.597 (0.402)
Experiencia lab.	0.0198** (0.00972)	-0.00753 (0.00777)
Entrenamiento lab.	0.122 (0.137)	0.0288 (0.0948)
Tamaño 50_200	-0.534*** (0.155)	-0.139 (0.105)
Tamaño 200_1000	-0.169 (0.144)	0.106 (0.112)
Hombre	0.244** (0.115)	-0.421*** (0.103)
Abstract	0.0591 (0.0726)	0.00395 (0.0458)
Routine	-0.223*** (0.0837)	0.129*** (0.0436)
Manual	-0.0942 (0.0683)	-0.0583 (0.0359)
R-squared	-0.292	-0.0311
Observaciones	1963	1963
País FE	SI	SI

Nota: Resultados de una regresión probit en base a la especificación (v) y (vi) detallada en la metodología. La variable dependiente refiere a la clasificación de las ocupaciones en emergentes o demantes según las perspectivas de demanda futura. Para más detalle de los datos y la metodología aplicada se refiere a ambos apartados.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC y a datos del World Economic Forum.

En resumen, aun cuando estas estimaciones no sean representativas de todo el conjunto de trabajadores, creemos que los resultados son de utilidad para entender la dirección de los cambios y desafíos a raíz de las nuevas tecnologías. Aun bajo un escenario conservador en el que estas tendencias no se trasladen luego al resto de las pequeñas y medianas empresas y a las diversas formas de auto-empleo, los posibles efectos señalados no resultan inocuos. De mantenerse estas expectativas incluso solo para las grandes firmas, paulatinamente una fracción importante de la fuerza laboral, que realiza en promedio tareas más manuales y rutinarias, irá encontrando perspectivas de empleo cada vez menos favorables en este tipo de empresas, orientándose en mayor medida hacia empleos en firmas más pequeñas o en el sector informal, donde típicamente los salarios y la productividad son menores. Por otra parte, una fracción más reducida del empleo, pero conformada por trabajadores con mejores dotaciones productivas, verá crecer sus perspectivas en estas grandes empresas, lo que potencialmente puede contribuir al grado de polarización del empleo.

Estos resultados en conjunto otorgan aún más relevancia a las brechas de género estimadas previamente en habilidades y en tareas, por cuanto estas dimensiones se asocian con perfiles más favorables o vulnerables para los trabajadores en el mercado laboral. Acortar las brechas de género en habilidades y su correlato con el contenido de tareas se vuelve un desafío de peso para equilibrar el grado en que hombres y mujeres pueden tomar partido de las oportunidades que ofrece el cambio tecnológico, al mismo tiempo que contener los efectos negativos que este mismo proceso supone.

6. Conclusiones

En este trabajo explotamos datos de habilidades cognitivas a partir de la base PIAAC para documentar y analizar brechas de género en el desempeño cognitivo en cuatro países de la región. Esta información permite corroborar en qué medida las brechas que se conocen para la edad educativa, persisten en la vida adulta. El trabajo realiza un esfuerzo por vincular las diferencias en habilidades con el contenido de tareas. Valiéndonos de información de la ocupación a nivel individual y con base regional, construimos medidas de intensidad de tareas abstractas, rutinarias y manuales ofreciendo evidencia novedosa acerca de patrones de segmentación por tipo de tareas en América Latina. A partir de estas medidas exploramos sus implicancias sobre los ingresos, al incorporar la dimensión de habilidades y tareas en una regresión Mincer, y sobre la brecha salarial por género, a partir de una descomposición por Oaxaca-Blinder. Finalmente, exploramos la interacción de ambos factores con los cambios en el empleo como consecuencia del cambio tecnológico.

Los resultados principales del trabajo documentan significativas brechas de género en habilidades cognitivas en edad adulta que persisten en el campo numérico y en la resolución de problemas en contextos informatizado. Estas diferencias en la región son las más altas que se registran en toda la muestra y se ensanchan en la parte baja de la distribución de desempeño. El análisis condicionado permite descartar que estos diferenciales vengan explicados por el logro educativo, y cuantificar que esta brecha favorable a los hombres equivale al efecto de dos años de educación formal. Aunque sin pretensiones de causalidad directa, encontramos que los diferenciales en desempeño, que ya se verifican durante la etapa educativa, se amplifican luego en los mercados laborales mediante un efecto complementario entre estos ámbitos.

A partir de estas diferencias en habilidades podemos verificar su correlato con la intensidad de tareas abstractas rutinarias y manuales en el contexto de la ocupación. En este sentido documentamos diferencias entre hombres y mujeres en la intensidad promedio con que desempeñan este tipo de labores. Los factores individuales, las características de las firmas y las habilidades cognitivas dan cuenta de una parte de estos diferenciales, que sin embargo sobreviven más allá de los atributos productivos. En ello, la dinámica ocupacional ocupa un rol relevante. La descomposición en diferencias entre ocupaciones y al interior de ellas, da cuenta de una asignación desigual de tareas *within* ocupaciones, en particular en el contenido de tareas abstractas, identificando que las heterogeneidades al interior de la ocupación, incluso entre trabajadores con similar capacidad cognitiva, son un canal relevante.

En cuanto a las implicancias de estos diferenciales en tareas estimamos que tienen asociados premios y penalidades salariales. Los retornos se estiman en un efecto

entre 6,5 y 9,5 puntos logarítmicos, positivos para tareas abstractas y negativos, en una proporción similar, para tareas manuales. Estos resultados se confirman al controlar por la selección ocupacional e incluso por las habilidades cognitivas del trabajador. Incorporar estas últimas permiten enriquecer las regresiones de salario añadiendo un inobservable típico al estimar retornos. Cuantificamos que considerar medidas de desempeño cognitivo y del contenido de tareas contribuyen a reducir la porción no explicada de la brecha salarial por género. Este efecto sin embargo es heterogéneo por país, con mayor poder explicativo en Chile, mientras que más modesto en Ecuador y México. La contribución puntual de las tareas manuales se estima en un 18% de la brecha promedio y el de tareas abstractas en un 5%. En Chile diferencias en habilidades cognitivas en el campo numérico explican un 20% de las brechas salariales por género. Se confirma que la educación es el componente principal, contribuyendo tanto a la porción explicada como no explicada. Asimismo, y en línea con resultados previos, los resultados sugieren que controlar por la selección en ocupaciones no contribuye significativamente a la brecha.

Finalmente, el trabajo explora cómo las diferencias en el contenido de tareas se asocian con mejores o peores perspectivas de empleo respecto al cambio tecnológico. Para ello se complementa la información de PIAAC con las expectativas de mercado que revela el World Economic Forum, para identificar las ocupaciones emergentes y redundantes a partir de la re-configuración en la demanda de empleo esperada. De esta manera podemos contemplar, no solo las amenazas vinculadas a los procesos de automatización, sino también las crecientes oportunidades para un conjunto de ocupaciones. La evidencia encontrada sugiere mayor probabilidad de estar en una ocupación redundante (emergente) cuanto mayor (menor) es el contenido de rutina. Asimismo, mayor nivel de tareas abstractas en promedio se asocia con mejores perspectivas de empleo. Aun cuando estos resultados no sean representativos de todo el universo de trabajadores y no impliquen efectos causales, son oportunos para notar cómo las habilidades cognitivas y el contenido de tareas contribuyen a definir una posición más o menos favorable frente a la disrupción tecnológica. Un resultado saliente en este sentido es que las oportunidades no se distribuyen de forma equivalente entre hombres y mujeres, con perspectivas menos alentadoras para el empleo femenino.

En conjunto estos resultados revisten variadas implicancias. Por un lado, permiten evidenciar que la formación de habilidades no sólo importa en la etapa educativa sino también en la etapa laboral, lo que identifica espacios relevantes para fomentar su acumulación. Los resultados sugieren que los esfuerzos deberían ir orientadas hacia equiparar el diferencial entre hombres y mujeres en términos de capacidades y saberes que se vuelven críticos en la etapa adulta, tanto porque afectan sus determinantes salariales, como porque definen un perfil más o menos favorable frente a las disrupciones tecnológicas. La región particularmente tiene una urgencia acuciante dadas las importantes disparidades registradas. Por otro lado, acortar las brechas de género en habilidades repercute no solo en los conocimientos directos, sino que en la etapa laboral ayuda a relajar las divisiones típicas del trabajo por género. Asimismo, las diferencias al interior de las ocupaciones y entre personas de igual capacidad, dan cuenta de la necesidad de medidas que promuevan la igualdad de género por otras vías, más allá de fomentar la acumulación de capital. En conjunto esto supone un desafío de peso en pos de equilibrar las oportunidades laborales entre hombres y mujeres.

7. Referencias

- Atal, Juan, Hugo Ñopo, y Natalia Winder. 2009. "New century, old disparities: gender and ethnic wage gaps in Latin America".
- Autor, David H., y David Dorn. 2013. "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market". *American Economic Review* 103(5):1553–97. doi: 10.1257/aer.103.5.1553.
- Autor, David H., Frank Levy, y Richard J. Murnane. 2003. "The skill content of recent technological change: An empirical exploration". *The Quarterly journal of economics* 118(4):1279–1333.
- Beede, David N., Tiffany A. Julian, David Langdon, George McKittrick, Beethika Khan, y Mark E. Doms. 2011. "Women in STEM: A gender gap to innovation". *Economics and Statistics Administration Issue Brief* (04–11).
- Black, Dan A., Amelia M. Haviland, Seth G. Sanders, y Lowell J. Taylor. 2008. "Gender wage disparities among the highly educated". *Journal of human resources* 43(3):630–59.
- Blaisdell, Stephanie. 1994. "Factors in the Underrepresentation of Women in Science and Engineering: A Review of the Literature". *Women in Engineering ProActive Network*.
- Blau, Francine D., y Lawrence M. Kahn. 2017. "The gender wage gap: Extent, trends, and explanations". *Journal of economic literature* 55(3):789–865.
- Bonavida, Cristian, Irene Brambilla, y Leonardo Gasparini. 2021. "Automatización y pandemia: Amenazas sobre el empleo en américa latina". *Revista de Análisis Económico (RAE)*.
- Brambilla, Irene, Andrés César, Guillermo Falcone, Leonardo Gasparini, y Carlo Lombardo. 2022. "Los riesgos asimétricos de la automatización en América Latina". *Desarrollo Económico. Revista de Ciencias Sociales* 62(235):234–53.
- Bustelo, Monsterrat, Luca Flabbi, y Mariana Viollaz. 2019. *The Gender Labor Market Gap in the Digital Economy*. Inter-American Development Bank. doi: 10.18235/0001941.
- Ceci, Stephen J., Donna K. Ginther, Shulamit Kahn, y Wendy M. Williams. 2014. "Women in academic science: A changing landscape". *Psychological science in the public interest* 15(3):75–141.
- Ceci, Stephen J., y Wendy M. Williams. 2010. "Sex differences in math-intensive fields". *Current directions in psychological science* 19(5):275–79.
- Christl, Michael, y Monika Köppl–Turyna. 2020. "Gender wage gap and the role of skills and tasks: evidence from the Austrian PIAAC data set". *Applied Economics* 52(2):113–34.
- De La Rica, Sara, y Lucas Gortazar. 2016. "Differences in job de-routinization in OECD countries: Evidence from PIAAC". *Available at SSRN 2731999*.

- De La Rica, Sara, Lucas Gortazar, y Piotr Lewandowski. 2020. "Job tasks and wages in developed countries: Evidence from PIAAC". *Labour Economics* 65:101845.
- Deutsch, Ruthanne, Andrew Morrison, Claudia Piras, y Hugo Ñopo. 2002. "Working Within Confines: Occupational Segregation by Gender in Three".
- Egana-delSol, Pablo, Monserrat Bustelo, Laura Ripani, Nicolas Soler, y Mariana Viollaz. 2022. "Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk of Losing Their Jobs?" *Technological Forecasting and Social Change* 175:121333. doi: 10.1016/j.techfore.2021.121333.
- Fortin, Nicole M. 2008. "The gender wage gap among young adults in the United States: The importance of money versus people". *Journal of Human Resources* 43(4):884–918.
- Frey, Carl Benedikt, y Michael Osborne. 2013. "The future of employment".
- Goldin, Claudia, Lawrence F. Katz, y Ilyana Kuziemko. 2006. "The homecoming of American college women: The reversal of the college gender gap". *Journal of Economic Perspectives* 20(4):133–56.
- Goos, Maarten, y Alan Manning. 2007. "Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain". *The Review of Economics and Statistics* 89(1):118–33.
- Guiso, Luigi, Paola Sapienza, y Luigi Zingales. 2008. "Social capital as good culture". *Journal of the European Economic Association* 6(2–3):295–320.
- Hanushek, Eric A., Guido Schwerdt, Simon Wiederhold, y Ludger Woessmann. 2015. "Returns to skills around the world: Evidence from PIAAC". *European Economic Review* 73:103–30.
- Hyde, Janet S., Sara M. Lindberg, Marcia C. Linn, Amy B. Ellis, y Caroline C. Williams. 2008. "Gender similarities characterize math performance". *Science* 321(5888):494–95.
- Kahn, Shulamit, y Donna Ginther. 2017. *Women and STEM*. National Bureau of Economic Research.
- Liu, Ran, Andrea Alvarado-Urbina, y Emily Hannum. 2020. "Differences at the Extremes? Gender, National Contexts, and Math Performance in Latin America". *American Educational Research Journal* 57(3):1290–1322.
- Marchionni, Mariana, Leonardo Gasparini, y María Edo. 2019. *Brechas de género en América Latina. Un estado de situación*. CAF.
- Mullis, Ina VS, Michael O. Martin, Edward G. Fierros, Amie L. Goldberg, y Steven E. Stemler. 2000. "Gender differences in achievement". *International Study Center, Lynch School of Education, Boston College*.
- Nollenberger, Natalia, y Núria Rodríguez-Planas. 2015. "Understanding the Math Gender Gap in Latin American Countries".
- OECD. 2015. *The ABC of Gender Equality in Education: Aptitude, Behaviour, Confidence*. OECD.

OECD. 2016. *PISA 2015 Results (Volume I): Excellence and Equity in Education*. OECD.

Paccagnella, Marco. 2015. "Skills and wage inequality: Evidence from PIAAC".

Paglin, Morton, y Anthony M. Rufolo. 1990. "Heterogeneous human capital, occupational choice, and male-female earnings differences". *Journal of labor economics* 8(1, Part 1):123–44.

Pope, Devin G., y Justin R. Sydnor. 2010. "Geographic variation in the gender differences in test scores". *Journal of Economic Perspectives* 24(2):95–108.

Speer, Jamin D. 2017. "Pre-market skills, occupational choice, and career progression". *Journal of Human Resources* 52(1):187–246.

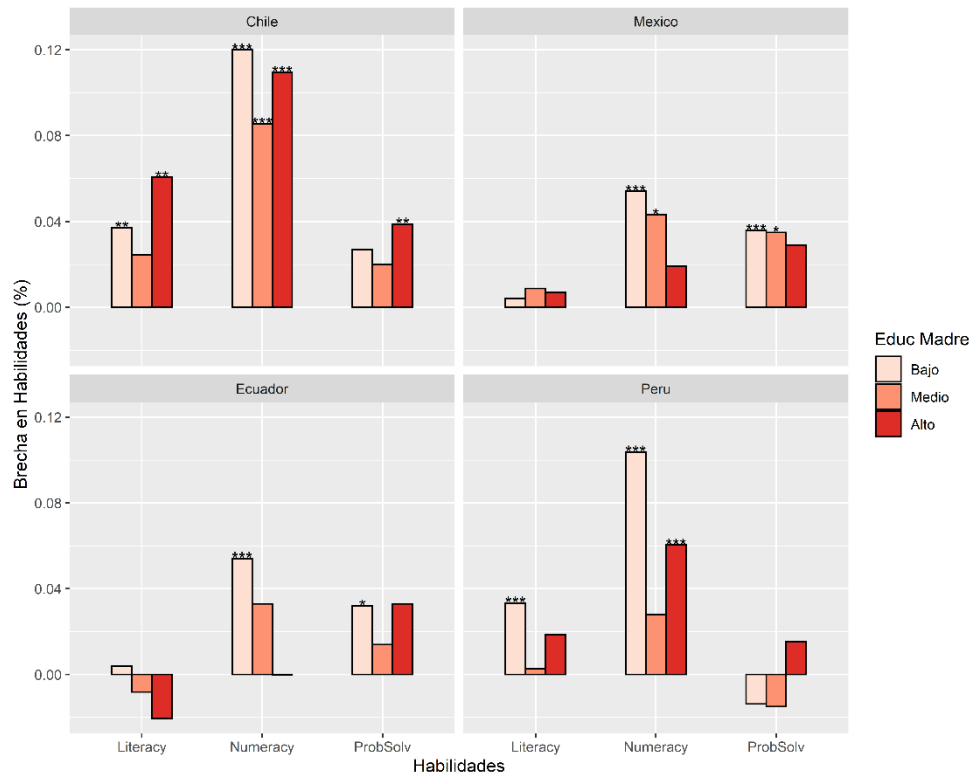
Spitz-Oener, Alexandra. 2006. "Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure". *Journal of labor economics* 24(2):235–70.

Stoet, Gijsbert, y David C. Geary. 2013. "Sex differences in mathematics and reading achievement are inversely related: Within-and across-nation assessment of 10 years of PISA data". *PloS one* 8(3):e57988.

Tognatta, Namrata, Alexandria Valerio, y Maria Laura Sanchez Puerta. 2016. *Do Cognitive and Noncognitive Skills Explain the Gender Wage Gap in Middle-Income Countries? An Analysis Using Step Data*. *Documento de Trabajo*. World Bank.

Anexo A

Grafico A.1: Brecha de género en habilidades según educación de la madre

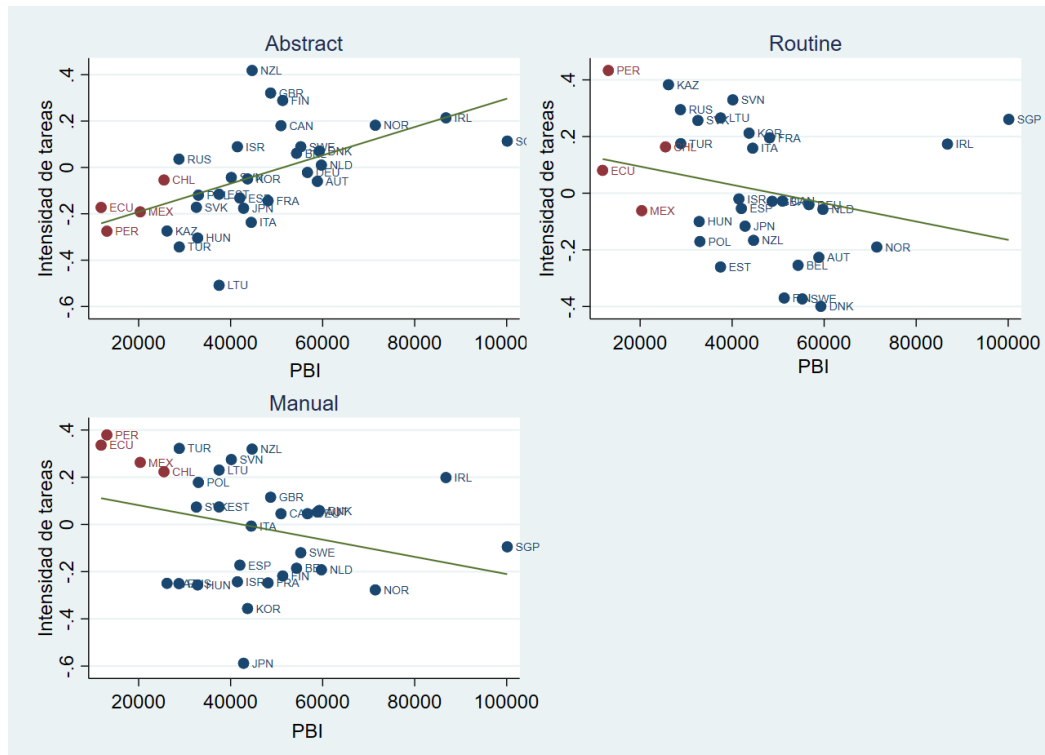


Nota: La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el desempeño promedio de los hombres respecto al de las mujeres a partir de los puntajes en los test cognitivos en cada habilidad. La muestra se compone de todos los individuos para los que se cuenta con dicha información. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en las diferencias entre hombres y mujeres al 10%, 5 % y 1%.

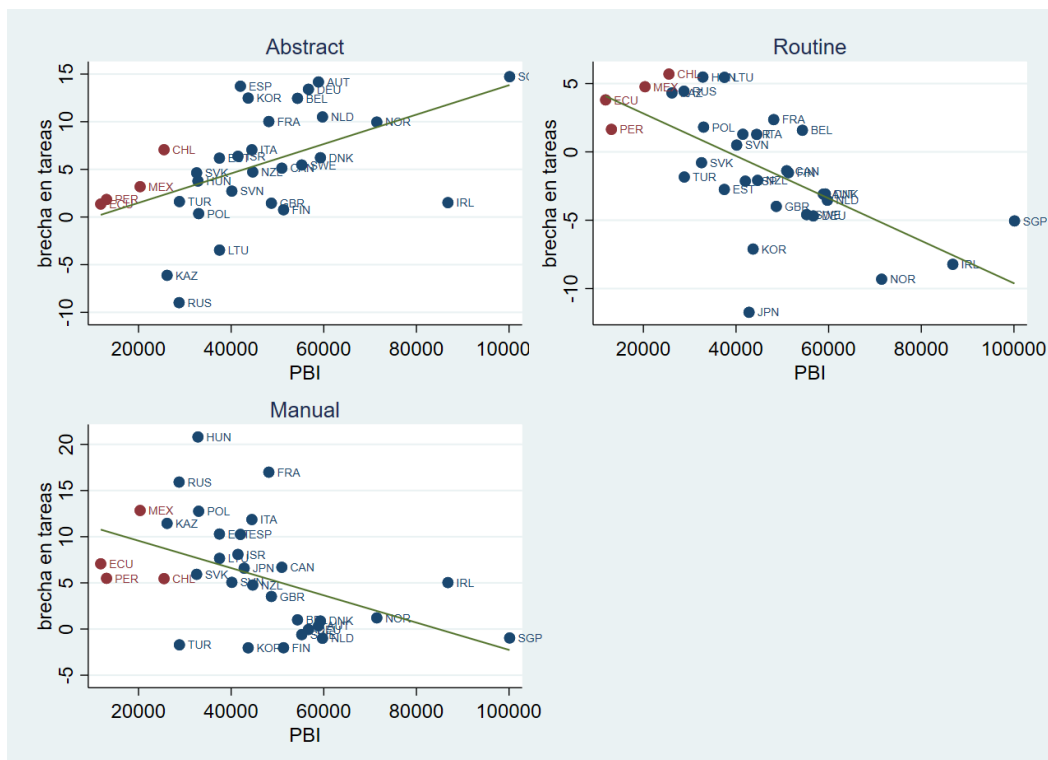
Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Gráfico A.2: Contenido de Tareas y Nivel de desarrollo (PBI)

Panel A. Intensidad de tareas



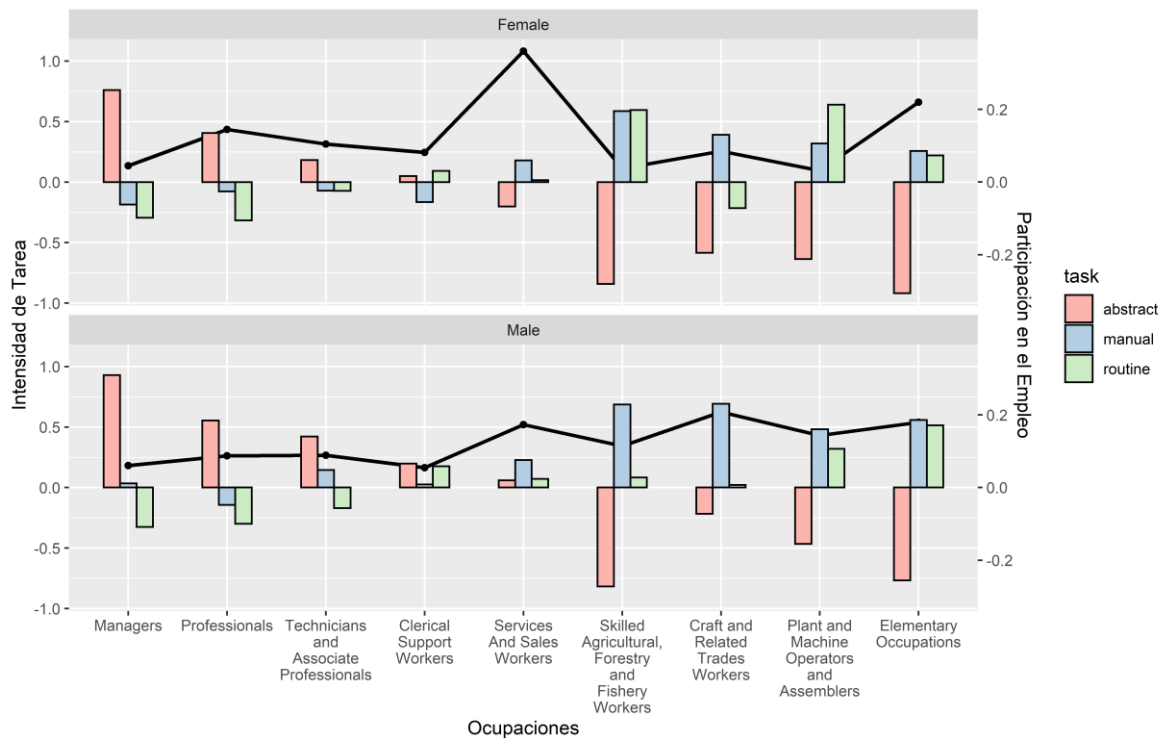
Panel B: Brecha en Tareas



Nota: La intensidad de tareas corresponde a las medidas del contenido de tareas obtenido en base a la información provista en PIAAC. La brecha entre hombres y mujeres se calcula como el nivel de tarea promedio de los hombres respecto al de las mujeres. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo. Los datos de PBI para cada país corresponden al año 2018 en base los Indicadores de Desarrollo del Banco Mundial (WDI).

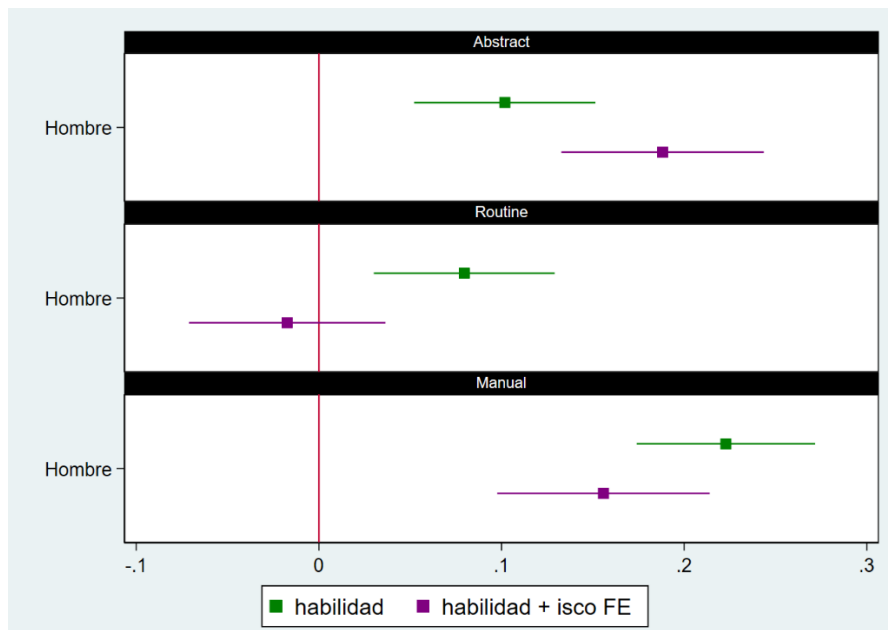
Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC e indicadores de desarrollo del Banco Mundi

Gráfico A.4: Participación por género e intensidad de tareas según ISCO



Nota: Para cada género se calcula la intensidad promedio de cada tarea dentro de cada ocupación clasificada a 1 dígito de ISCO. La muestra se compone de la población laboralmente activa con datos de ocupación. Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Gráfico A.6: Brechas de género en intensidad de tareas para de América Latina incorporando controles por ocupación a dos dígitos de ISCO



Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial de los hombres relativo a mujeres en la intensidad de cada tarea. Las estimaciones corresponden a la especificación detallada en la ecuación (iii) en la metodología para el promedio de los países de América Latina. Se consideran controles de educación, características productivas y por habilidad cognitiva, a los que posteriormente se incorporan efectos fijos por ocupación a dos dígitos. La muestra se compone de la población laboralmente activa con datos de ocupación. Se consideran todos los valores plausibles y el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.1: Brechas de género condicionadas para el promedio de los países latinoamericanos incluidos en PIAAC

	Literacy	Numeracy	ProbSolv
Hombre	0.0466** (0.0202)	0.220*** (0.0231)	0.178*** (0.0364)
Secundaria comp.	0.560*** (0.0268)	0.647*** (0.0274)	0.431*** (0.0476)
Terciaria	0.908*** (0.0362)	0.999*** (0.0350)	0.754*** (0.0558)
Padre Educ	0.167*** (0.0201)	0.167*** (0.0209)	0.169*** (0.0282)
Madre Educ	0.136*** (0.0203)	0.105*** (0.0205)	0.182*** (0.0286)
20-24	-0.146*** (0.0430)	-0.0982** (0.0407)	-0.0219 (0.0586)
25-29	-0.222*** (0.0419)	-0.195*** (0.0447)	-0.258*** (0.0719)
30-34	-0.262*** (0.0449)	-0.0724 (0.0487)	-0.250*** (0.0621)
35-39	-0.281*** (0.0422)	-0.114** (0.0474)	-0.381*** (0.0603)
40-44	-0.322*** (0.0470)	-0.172*** (0.0499)	-0.497*** (0.0851)
45-49	-0.386*** (0.0497)	-0.217*** (0.0501)	-0.489*** (0.0869)
50-54	-0.516*** (0.0476)	-0.324*** (0.0509)	-0.560*** (0.0978)
55-59	-0.512*** (0.0463)	-0.383*** (0.0524)	-0.718*** (0.0954)
60-65	-0.697*** (0.0598)	-0.523*** (0.0573)	-0.778*** (0.132)
Observaciones	22.558	22.558	11.147
R-squared	0,255	0,274	0,184

Nota: Se reportan los resultados de regresar la ecuación (i) descrita en la metodología para el promedio de los cuatro países considerados en PIAAC. La muestra se compone del total de población para los que se cuenta con medidas de habilidades cognitivas. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.2: Brechas de género condicionadas por países de América Latina para individuos con experiencia laboral entre 25 y 36 años y sin experiencia laboral edad formativa.

	América Latina									
	Chile		Ecuador		México		Perú		Promedio	
	Activo 26-35	No exp.	Activo 26-35	No exp.	Activo 26-35	No exp.	Activo 26-35	No exp.	Activo	No exp.
Literacy	0.0816 (0.0845)	0.0141 (0.101)	0.0746 (0.0906)	0.0630 (0.0707)	-0.0761 (0.0714)	0.0236 (0.0713)	-0.00792 (0.0665)	0.00823 (0.0749)	-0.0212 (0.0491)	0.0178 (0.0442)
Numeracy	0.328*** (0.0706)	0.248*** (0.0787)	0.198** (0.0825)	0.142** (0.0637)	0.113* (0.0674)	0.198*** (0.0726)	0.0739 (0.0557)	0.0811 (0.0864)	0.142*** (0.0462)	0.167*** (0.0449)
ProbSolv	0.123 (0.0909)	0.0711 (0.0806)	0.198 (0.133)	0.0970 (0.0740)	0.0538 (0.122)	0.311*** (0.0871)	0.0102 (0.0974)	-0.0343 (0.104)	0.0816 (0.0759)	0.180*** (0.0551)

Nota: Se reportan los coeficientes de género que indican el diferencial del desempeño de los hombres relativo a mujeres en los puntajes estandarizados de cada habilidad. La especificación y los controles adicionales se detallan en la ecuación (i) en la metodología. Para el grupo de activos la muestra se compone de todos los individuos que se encuentran laboralmente activos y que tiene entre 26 y 35 años. El grupo sin experiencia refiere a todos los individuos entre 16 a 25 años que declaran no haber tenido experiencia laboral o que esta no supera el año. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.3: Retornos salariales para cada tarea y habilidades cognitivas controlando por efecto fijo de ocupación.

	América Latina			
	Chile	Ecuador	México	Promedio
	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS	OLS + habilid.
Abstract	0.0175 (0.0241)	0.0766*** (0.0256)	0.0578** (0.0251)	0.0563*** (0.0191)
Routine	-0.0526*** (0.0158)	-0.00360 (0.0209)	-0.00551 (0.0199)	-0.00806 (0.0159)
Manual	-0.0237 (0.0189)	-0.0518** (0.0257)	-0.0753*** (0.0214)	-0.0714*** (0.0164)
Numeracy	0.179*** (0.0469)	0.00404 (0.0558)	0.0702* (0.0425)	0.0747** (0.0342)
Literacy	-0.0714* (0.0386)	0.0439 (0.0517)	0.0173 (0.0415)	0.0132 (0.0316)
ISCO FE	1 dígito	1 dígito	1 dígito	2 dígitos
Observaciones	2884	2696	3177	8757
R-squared	0,31	0,41	0,35	0,38

Nota: Los coeficientes corresponden al retorno salarial de cada tipo de tarea y de las habilidades cognitivas en *numeracy* y *literacy*, que surgen de la ecuación (iv) detallada en la metodología. Se considera salario horario en log en PPP. La muestra se compone tanto del empleo asalariado como en cuenta propia. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.4: Retornos salariales para cada de tarea y diferencial por género.

	América Latina					
	Chile		Ecuador		México	
	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.
Abstract	0.0198 (0.0299)	-0.0241 (0.0348)	0.0844** (0.0354)	0.0671* (0.0354)	0.0670** (0.0333)	0.0539 (0.0331)
Routine	-0.0832*** (0.0281)	-0.0570** (0.0285)	0.0380 (0.0317)	0.0363 (0.0316)	0.00616 (0.0276)	0.0250 (0.0279)
Manual	-0.121*** (0.0349)	-0.0725** (0.0339)	-0.0594 (0.0370)	-0.0467 (0.0371)	-0.0924*** (0.0309)	-0.0800** (0.0312)
Numeracy	0.207*** (0.0459)	0.178*** (0.0463)	0.00779 (0.0569)	0.00395 (0.0556)	0.0826* (0.0444)	0.0708* (0.0423)
Literacy	-0.0624 (0.0422)	-0.0732* (0.0383)	0.0590 (0.0532)	0.0441 (0.0516)	0.0245 (0.0428)	0.0539 (0.0331)
Hombre * Abstract	0.0756*** (0.0224)	0.0730** (0.0288)	0.0160 (0.0402)	0.0104 (0.0409)	0.0214 (0.0486)	0.00176 (0.0451)
Hombre * Routine	0.0234 (0.0433)	0.00933 (0.0410)	-0.0778* (0.0419)	-0.0667 (0.0412)	-0.0233 (0.0455)	-0.0503 (0.0426)
Hombre * Manual	0.0959* (0.0547)	0.0888 (0.0549)	-0.00667 (0.0596)	-0.00874 (0.0565)	0.0103 (0.0406)	0.00967 (0.0414)
ISCO FE	NO	1 dígito	NO	1 dígito	NO	1 dígito
Observaciones	2884	2884	2696	2696	3177	3177
R-squared	0.2775	0.3170	0.3975	0.4153	0.3271	0.3480

Nota: Los coeficientes corresponden al retorno salarial de cada tipo de tarea y de las habilidades cognitivas en *numeracy* y *literacy*, que surgen de la ecuación (iv) detallada en la metodología, en la que se agregan interacciones con el género. Se considera salario horario en log en PPP. La muestra se compone tanto del empleo asalariado como en cuenta propia. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.5: Descomposición detallada de la brecha salarial por género por Oaxaca-Blinder para la especificación completa.

	Promedio		Chile		Ecuador		Mexico	
Diferencia	0.118***		0.246***		0.209***		0.0981**	
	Explicado	No Explicado	Explicado	No Explicado	Explicado	No Explicado	Explicado	No Explicado
	-0.00916	0.128***	0.0830***	0.163***	-0.00255	0.212***	-0.0207	0.119***
Literacy	0.000577	-0.00362	-0.00273	-0.000273	-0.00178	0.0192	-0.000585	-0.00759
Numeracy	0.0113*	0.00139	0.0537***	0.000734	0.000933	-0.0225	0.00727	0.00383
Edad	-0.00228	-0.317**	-0.000397	0.367*	-0.000565	0.0821	-0.00261	-0.518***
Educación	-0.0465***	0.300**	-0.0275**	0.416*	-0.0688***	0.349*	-0.0418***	0.325**
Experiencia	0.0189**	0.0684	0.0521***	-0.106*	0.0342**	0.0271	0.0208**	0.104
Abstract	0.00607**	-0.00203	0.00883*	-0.00399	0.00688	-0.00359	0.00477	-0.000193
Routine	-0.000950	-0.000638	-0.00987***	0.0140	-0.000701	-0.00102	-0.00207	-0.00144
Manual	-0.0208***	0.00133	-0.00730**	0.0222	-0.0113**	0.00146	-0.0252***	0.000457
Nativo	-0.000942	0.0496	0.00154	0.187**	-	-	0.000251	-0.413
Sector Privado	-0.00818***	0.0862	0.000706	0.0113	-0.0121**	0.116	-0.0103**	0.119
Entrenam.	0.00443	-0.0433**	0.00322	0.0454	0.00580	0.00878	0.00102	-0.0789***
Formal	-0.000183	0.0757	-0.0135***	-0.0726	0.00144	-0.134*	-0.000194	0.0969
Tamaño: 1-10	-0.00572**	-0.0183	0.000156	-0.00409	-0.00157	-0.00804	-0.00582*	-0.0278
Tamaño: 11-50	0.00301	-0.00332	-0.000108	0.0132	0.00204	-0.00139	0.00279	-0.0119
Tamaño: 51-250	0.00417**	-0.00994	0.00223	-0.0309**	-0.000756	-0.00827	0.00436**	-0.00484
Tamaño: 251-1000	0.00353**	0.00158	0.00499*	-0.00503	0.00894**	0.00228	0.00263	0.00312
Tamaño: 1000 +	0.00155	-0.00523	-8.30e-05	-0.00279	0.00280	-0.00339	0.00185	-0.00519
Auto Empleo	0.0229**	0.0600***	0.0171***	0.0629***	0.0319	0.0724*	0.0221	0.0601**
Observaciones	8149		2886		2347		2916	

Nota: La descomposición se realiza mediante el método de Oaxaca-Blinder en dos etapas. La estimación se basa a la ecuación (iv) detallada en la metodología incorporando las medidas de habilidad cognitiva y del contenido de tareas y sin efectos fijos por ocupación. Aquí se presenta la contribución para la especificación completa. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.6: Descomposición detallada de la brecha salarial por género por Oaxaca-Blinder para variables seleccionadas controlando por efectos fijos de ocupación

	Promedio	
Diferencia	0.118***	
	Explicado	No Explicado
	-0.0294	0.148***
Literacy	0.000819	-0.00235
Numeracy	0.0105*	-0.000469
Educación	-0.0327***	0.293**
Experiencia	0.0163*	0.0487
Abstract	0.00433**	0.00197
Routine	-0.000191	-0.000276
Manual	-0.0168***	-0.000637
isco 1	0.00310	0.00448
isco 2	-0.0201***	0.00476
isco 3	-0.00464*	-0.00716
isco 4	0.00210	-0.0119*
isco 5	0.0233***	-0.00620
isco 6	-0.0237***	-0.00346
isco 7	-0.00950*	0.0466***
isco 8	-0.00413	0.00290
isco 9	0.000843	-0.0367**

Nota: La descomposición se realiza mediante el método de Oaxaca-Blinder en dos etapas. La estimación se basa a la ecuación (iv) detallada en la metodología incorporando las medidas de habilidad cognitiva y del contenido de tareas con efectos fijos por ocupación. Aquí se presenta la contribución de los factores de interés. Para la estimación se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. Los asteriscos denotan significatividad estadística en al 10%, 5 % y 1%.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A.7: Modelo probit para la probabilidad de emplearse en ocupaciones emergentes y redundantes incluyendo cada habilidad por separado

	Emergente	Redundante
abstract	0.124** (0.0572)	-0.0514 (0.0457)
routine	-0.259*** (0.0683)	0.125*** (0.0436)
manual	-0.109 (0.0674)	-0.0524 (0.0365)
Observacione	1963	1963
País FE	SI	SI

Nota: Resultados de una regresión probit en base a la especificación (v) y (vi) detallada en la metodología. La variable dependiente refiere a la clasificación de las ocupaciones en emergentes o demandantes según las perspectivas de demanda futura. En esta especificación se incluye cada tarea en la regresión por separado. Para más detalle de los datos y la metodología aplicada se refiere a ambos apartados.

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC y a datos del World Economic Forum.

Anexo B

Shift-share descomposición de la brecha promedio

En un paso adicional buscamos descomponer la brecha promedio para corroborar los resultados presentados en el texto principal. Para cuantificar el aporte de cada efecto se propone una descomposición siguiendo el clásico método propuesto por Brown, Moon and Zoloth (1980). La brecha en la intensidad promedio de cada tarea (i) entre hombres y mujeres se expresa en términos de la brecha Between Occupation (BO) y Within Occupation (WO), considerando (j) ocupaciones. Formalmente expresamos la brecha total promedio como resultado de estos dos términos, lo que se conoce como *Shift Share decomposition*:

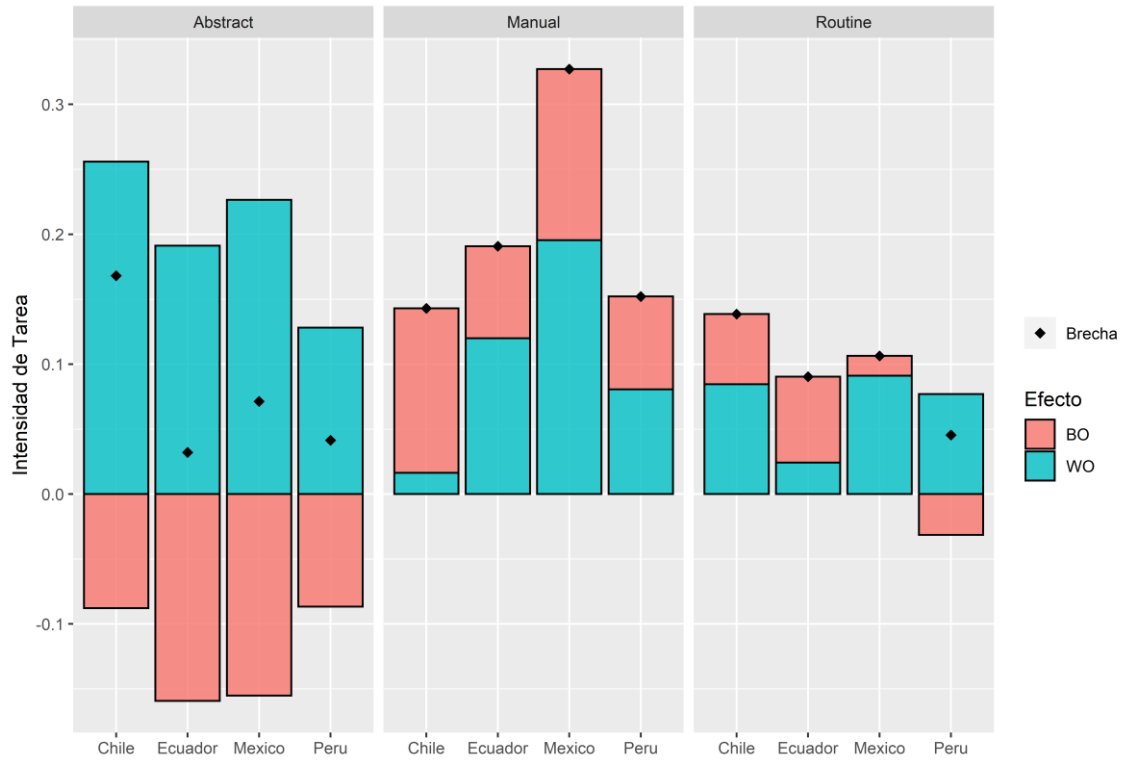
$$(T_H^i - T_F^i) = \left(\sum_{j \in ISCO} \alpha_{jH} t_{jH}^i - \sum_{j \in ISCO} \alpha_{jF} t_{jF}^i \right) = BO^i + WO^i$$
$$BO^i = \sum_{j \in ISCO} (\alpha_{jH} - \alpha_{jF}) t_{jH}^i$$
$$WO^i = \sum_{j \in ISCO} (t_{jH}^i - t_{jF}^i) \alpha_{jF}$$

Donde

- α_{jH} y α_{jM} es el share de hombres y mujeres en la ocupación j sobre el total de empleo en cada género respectivamente
- t_{jH}^i y t_{jM}^i es la intensidad de cada tarea i en la ocupación j para hombres y para mujeres

El gráfico 4.10 resume los resultados de esta descomposición que están en concordancia con las estimaciones que surgen controlando por efecto fijo de ocupaciones. Como resultado principal la brecha estimada en tareas abstractas se explica por completo por diferencias al interior de la ocupación. La intensidad de tareas abstractas para una misma ocupación es diferente por género, siendo mayor para los hombres y este efecto sobre-compensa al factor *between* ocupaciones, el cual mueve la brecha en el sentido contrario. Para tareas rutinarias y manuales se encuentran que ambos efectos se mueven en la misma dirección contribuyendo a la brecha entre género, con la única excepción del caso de Perú en tareas rutinarias.

Gráfico B.1: Descomposición de la brecha de género entre ocupaciones y al interior de las ocupaciones.



Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Anexo C

Definición de tareas

Para el análisis del contenido de tareas se sigue el abordaje que ha sido aceptado como estándar, en base a los múltiples trabajos en esta literatura de cambio tecnológico. Todos estos aportes comparten en común el hecho de que se apoyan sobre la contribución seminal de Autor et al. (2003) quienes inicialmente propusieron cinco categorías para definir el tipo de tareas: rutinarias manuales, no-rutinarias manuales, rutinario cognitivo, no-rutinaria interactiva y no-rutinaria analítica). Posteriormente Autor et al. (2006) y Autor y Dorn (2013) han contribuido significativamente a esta metodología proponiendo una clasificación en esta misma línea, pero que reduce a 3 tipos de las tareas relevantes: abstractas, rutinarias y manuales. Bajo esta división, la definición de rutinaria es similar a la de Autor et al. (2003), mientras que las tareas abstractas compactan la dimensión analítica y cognitiva de las tareas en una sola. Por su parte las tareas manuales refieren esfuerzo físico y adaptabilidad espacial y por tanto no son automatizables. Combinando estas tres categorías Autor y Dorn (2013) han propuesto el índice de rutina (RTI) para medir el grado en que una ocupación es automatizable, siendo creciente en el componente de rutina y decreciente en abstractas y manuales.

En su gran mayoría la información del contenido de tareas en estas contribuciones proviene de la base de O*NET, o de su predecesor DOT, que relevan con detalle el tipo de tareas que se asocia con mayor frecuencia a cada ocupación del clasificador de ocupaciones. A partir de la base PIAAC en cambio es posible definir medidas para el contenido de tareas a nivel individual. Para ello es necesario seleccionar un conjunto de preguntas que puedan capturar de la forma más adecuada posible cada una de estas dimensiones. La inclusión de estas preguntas, así como la categoría en la cual se asignan tiene efectos sobre los valores de la intensidad de tareas. En la metodología que se propone se busca mantener la mayor concordancia posible con trabajos cercanos que exploran el contenido de tareas, al mismo tiempo que poder incorporar variantes, que entendemos, pueden aportar al análisis.

Entre los trabajos que emplean índices de nivel de tareas a partir de PIAAC encontramos principalmente los de La Rica y Gortazar (2016) de La y Rica et. al (2020) y Marcolini et. al (2016). Nuestra medida de tareas abstracta y se acercan mucho a la definición empleada en los dos primeros, la definición de manual es idéntica a de La y Rica et. al (2020) mientras que la definición de rutina se asemeja más a las mediciones de Marcolini (2016). A continuación, discutimos de forma sucinta las razones que motivan nuestra elección.

Particularmente nuestra medida de tareas abstractas presenta las mismas definiciones que el trabajo de La y Rica et. al (2020), con la diferencia de una única pregunta acerca de “con qué frecuencia lee publicaciones científicas”, que optamos por reemplazar por “con qué frecuencia escribe reportes”, ya que consideramos a esta una tarea que captura de igual manera el trabajo analítico y cognitivo, pero que es más amplia al conjunto de ocupaciones. Acceder, leer y comprender publicaciones científicas puede ser un atributo muy propio o exclusivo de ocupaciones relacionadas al campo de la ciencia.

El índice propuesto si se diferencia más de estos trabajos en la definición de rutina. En cierto punto de La Rica y Gortazar (2016) y, en mayor medida de La Rica et. al (2020), definen las tareas rutinarias como el opuesto a tareas que serían abstractas. Para inferir el nivel de rutina los autores toman una medida del índice que es el inverso de “instruir, entrenar o enseñar a las personas, individualmente o en grupos”; “Hacer discursos o dar presentaciones”; “Aconsejar a personas”. Estas tareas demandan de capacidad cognitiva, analítica, creativa e interpersonal, por lo que se asemejan más a la dimensión de tareas abstractas. Al definir tareas rutinarias de esta manera, creemos que esta dimensión puede solaparse y estar en esencia midiendo la misma dimensión, pero en sentido opuesto. Por ello el índice de rutina propuesto se asemeja más al de Marcolini et al. (2016) quien captura los atributos de secuencialidad, flexibilidad y autonomía para organizar y planificar el trabajo propio. Asimismo, esta definición es muy similar la sub-categoría “flexibilidad en el trabajo” que es una de las tres desagregaciones en las que de La Rica y Gortazar (2016) dividen al componente de rutina (ver tabla abajo). Creemos que esta medida captura mejor la fisonomía de las tareas rutinarias. Las respuestas de los trabajadores respecto al grado en el que pueden decidir la manera en que realizar sus actividades, en que pueden organizar y planificar las tareas, son insumos valiosos para inferir el grado de rutina, en el sentido más cercano posible a la definición de ALM. Siguiendo a ALM, estas tareas justamente refieren a aquellas que pueden ser lo suficientemente definidas en reglas y procedimientos estandarizables, para que pueda especificarse completamente como una serie de instrucciones que debe ejecutar una máquina.

Respecto al contenido manual, este se compone de solo dos ítems, ya que las preguntas que pueden relevar esta dimensión son menos. Para la definición propuesta se emplean ambas items al igual que en de La Rica et. al (2020). En de La Rica y Gortazar (2016) en cambio, la pregunta de “con qué frecuencia usa habilidad o precisión con las manos o los dedos” se incluye en el componente rutinario. Esta decisión sin embargo no está libre de arbitrariedad puesto que PIAAC captura la intensidad del trabajo manual pero no permite distinguir el grado en que estas tareas puntuales son más o menos codificables o estándares. Por esta razón optamos por mantener ambas preguntas dentro de la dimensión manual. Por esta misma dificultad optamos por no trabajar con el índice de RTI, puesto que este es decreciente en las tareas manuales, lo que implica asumir que ninguna de estas tareas es automatizable. Creemos que la información para justificar este supuesto no es suficiente.

Tabla C.1: Definiciones de tareas en trabajos que utilizan la base PIAAC.

de La Rica Gortazar y Lewandosky (2020)	
Definiciones	Abstracta, rutinaria, manual
Variables usadas	<p>Abstracta: (i) Enfrentar problemas complejos; (ii) Utilice matemáticas o estadísticas más avanzadas, como cálculo, álgebra compleja, trigonometría o utilice técnicas de regresión; (iii) Leer artículos en revistas profesionales o publicaciones académicas; (iv) Planificar las actividades de los demás; (v) Persuadir/influir en las personas (vi) Planificar de sus propias actividades; (vii) Organizar tu propio tiempo</p> <p>Rutinaria: (i) Instruir, entrenar o enseñar a las personas, individualmente o en grupos (inverso); (ii) Dar discursos o presentaciones (inverso); (iii) aconsejar a la gente (inverso)</p> <p>Manual: (i) Trabajar físicamente durante un largo periodo; (ii) Usar habilidad o precisión con las manos o los dedos</p>
de La Rica y Gortazar (2016)	
Definiciones	Abstracta, rutinaria, manual
Variables usadas	<p>Abstracta: (i) Leer Diagramas, Mapas o Esquemas (ii) Escribir reportes ; (iii) Enfrentó problemas complejos; (iv) Persuadir o influir en las personas; (v) negociar con la gente</p> <p>Rutinaria (flexibilidad en el trabajo): (i) ¿Hasta qué punto puede elegir o cambiar la secuencia de sus tareas?(ii) ¿Hasta qué punto puedes elegir o cambiar la forma en que haces tu trabajo?; (iii) ¿Hasta qué punto puede elegir o cambiar la velocidad de sus tareas? (iv) ¿Hasta qué punto puedes elegir o cambiar la cantidad de horas de trabajo?</p> <p>Rutinaria (Falta de adaptación): (i) Aprender cosas relacionadas con el trabajo de los compañeros de trabajo; (ii) Aprender haciendo a partir de las tareas realizadas, (iii) Mantenerse al día con nuevos productos/servicios</p> <p>Rutinaria (manual): (i) Usar habilidad o precisión con las manos o los dedos</p> <p>Manual: (i) Trabajar físicamente durante un largo periodo</p>
Marcolin et al. (2016)	
Definiciones	Rutinaria (secuencialidad, flexibilidad, organizar y planificar el tiempo propio)
Variables usadas	<p>Secuencialidad: ¿Hasta qué punto puede elegir o cambiar la secuencia de sus tareas?</p> <p>Flexibilidad: ¿Hasta qué punto puedes elegir o cambiar la forma en que haces tu trabajo?</p> <p>Organizar propio tiempo: ¿Con qué frecuencia su trabajo actual implica la planificación de sus propias actividades?</p> <p>Planificar propio tiempo: ¿Con qué frecuencia su trabajo actual implica organizar su propio tiempo?</p>

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Comparación con medidas extrapoladas

Se presenta la correlación de cada tipo de tarea calculada a partir de PIAAC vs ONET. Las primeras se obtienen siguiendo la definición de Autor y Dorn (2013) quienes emplean la misma distinción entre tareas abstractas, rutinarias y manuales. Para empalmar estos datos con los construidos a partir de PIAAC se replicó la medida de AD con O*NET utilizando todos los dígitos del ISCO. A partir de aplicar las correspondencias entre clasificadores se logra obtener el correlato para ISCO que permite empalmar con PIAAC.

Del gráfico C.1 se desprende que, para las tareas rutinarias y manuales, al comparar a nivel de ISCO 3 dígitos, la correlación entre ambas medidas es más baja para países en desarrollo, y entre ellos para los países de la región, comparando con los valores de la correlación para el caso de países desarrollados. Incluso para tareas abstractas, los cuatro países latinoamericanos se ubican del medio hacia al fondo del ranking. El punto a destacar es que los resultados pueden divergir según la fuente de los datos usada, siendo dicha diferencia más acentuada en el caso de los países que analizamos en este trabajo. Entre los tres tipos de tareas, la dimensión de rutina es la más sensible a este aspecto.

Gráfico C.2: Correlación entre las estimaciones del contenido de tarea utilizando O*NET y PIAAC.

