

**DOCUMENTOS
DE TRABAJO**

El Rol de las Habilidades y las Tareas en las Brechas de Género en América Latina

Cristian Bonavida y Leonardo Gasparini

Documento de Trabajo Nro. 330

Mayo, 2024

ISSN 1853-0168

www.cedlas.econo.unlp.edu.ar

Cita sugerida: Bonavida, C. y L. Gasparini (2024). El Rol de las Habilidades y las Tareas en las Brechas de Género en América Latina. Documentos de Trabajo del CEDLAS N° 330, Mayo, 2024, CEDLAS-Universidad Nacional de La Plata.

El rol de las habilidades y las tareas en las brechas de género en América Latina *

Cristian Bonavida[†]

Leonardo Gasparini[‡]

Abril, 2024

Abstract

En este trabajo exploramos las brechas de género en el mercado laboral en América Latina, incorporando dos factores relevantes muchas veces ignorados: las habilidades y el tipo de tarea en el trabajo. El estudio está basado en datos de la encuesta de Evaluación de Competencia en Adultos (PIAAC) de 2018, para cuatro países de América Latina. Entre los resultados del trabajo, destacamos cuatro. (1) Existen significativas brechas de género en habilidades cognitivas, que persisten y se amplifican en la edad de participación en el mercado laboral, en particular en el campo numérico. (2) Existen marcadas brechas de género en la intensidad de tareas abstractas en el empleo, que en parte están asociadas a las brechas en habilidades cognitivas. Sin embargo, las brechas en habilidades no explican totalmente la segmentación por género en el tipo de tareas, aun dentro de una misma ocupación. (3) Incluir habilidades y tareas contribuye a explicar (alrededor de 15%) las brechas salariales de género, que igualmente persisten de forma significativa. (4) Dadas las tareas que realizan en la actualidad hombres y mujeres, existe una brecha de género en el grado de amenaza al empleo derivado de las crecientes perspectivas de automatización.

Clasificación JEL: J22, J31, J38, K31.

Palabras clave: género, brecha, habilidades, tareas, salarios, mercado laboral, América Latina.

*Este trabajo está basado en la tesis de Maestría en Economía de la UNLP de Cristian Bonavida, dirigida por Leonardo Gasparini. Agradecemos los valiosos comentarios de Dolores de la Mata, Guillermo Alves, Lucila Berniell, Inés Berniell, Florencia Pinto, Agustín Staudt y de participantes a las Jornadas de la Reunión Anual de la AAEP y seminarios en UNLP y CAF. Los eventuales errores son de nuestra exclusiva responsabilidad.

[†]Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS), IIE-FCE, Universidad Nacional de La Plata. E-mail: cristianbonavida@gmail.com.

[‡]Centro de Estudios Distributivos, Laborales y Sociales (CEDLAS), IIE-FCE, Universidad Nacional de La Plata y CONICET. E-mail: leonardo.gasparini@econo.unlp.edu.ar

1 Introducción

Uno de los fenómenos socioeconómicos de mayor importancia en las últimas décadas, que se ha verificado tanto en países desarrollados como en 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 et al., 2006). Si bien esta tendencia ha contribuido a que la diferencia de ingresos entre hombres y mujeres se haya acortado, la brecha salarial de género aún persiste y es significativa. (Blau and 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 observables (Marchionni et al., 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 podría explicarse por esta vía.

Estas posibles diferencias en aprendizajes cognitivos adquieren mayor relevancia a la luz de los cambios tecnológicos que se evidencian en el mundo y en la región. La literatura de *tasks and routine biased technical change* (ej. Autor et al. (2003)) argumenta 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. 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 América Latina. 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 las

diferencias de género en los perfiles de tareas laborales, y a través de estos cómo afectan la brecha salarial, y las diferentes perspectivas para enfrentar los desafíos al empleo provenientes de los nuevos cambios tecnológicos. Hasta donde sabemos, no existen trabajos que intenten reunir estas diferentes dimensiones bajo un mismo análisis.

Este trabajo avanza en esas direcciones, 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. A la fecha, los datos de esta encuesta aún se encuentran poco explotados como fuente de información para América Latina, en contraste con una amplia cantidad de trabajos que se centran en los países de la OCDE.

Sobre datos de la encuesta PIAAC, este trabajo documenta las diferencias de desempeño por género en tres habilidades cognitivas: numeracy, literacy y problem solving. Asimismo, explotando información a nivel de ocupación se construyen medidas de la intensidad de tareas del tipo abstractas o complejas en el espacio laboral. A partir de ellas se analizan patrones de especialización por género, verificando su correlato con las brechas en habilidades cognitivas. Posteriormente, se estiman los retornos asociados a estas tareas, agregando un posible factor explicativo 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 con los efectos de los cambios tecnológicos en curso.

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. El análisis vincula la brecha en habilidades cognitivas con estas diferencias en tareas abstractas, considerando la selección por ocupaciones y las heterogeneidades al interior de las mismas. En tercer lugar, se incluye información de habilidades y tareas en una regresión de Mincer, estimando sus retornos asociados y su contribución a la brecha salarial. Hasta donde sabemos este es el primer trabajo para América Latina que evalúa los premios salariales asociado al contenido de tarea controlando por habilidades y que cuantifica la contribución de ambos factores en explicar las brechas de género. En cuarto lugar, y en función de las diferencias documentadas en habilidades y tareas, el trabajo explora los posibles impactos heterogéneos entre hombres y mujeres de las potenciales amenazas asociadas a la automatización y las oportunidades para el empleo que las nuevas tecnologías suponen.

Los principales resultados del trabajo pueden resumirse en los siguientes cuatro puntos. (1) Encontramos evidencia de brechas de género significativas en las habilidades de numeracy y problem

solving en los países de América Latina relevados en PIAAC. Estas brechas son superiores a las de cualquier otra región, siendo equivalentes al efecto de dos años de educación formal. Nuestras estimaciones sugieren que estas diferencias, que ya se verifican en el sistema educativo, se amplifican luego en el mercado laboral. (2) El contenido de tareas en la ocupación difiere en promedio entre hombres y mujeres. Esta brecha en la intensidad de tareas abstractas está en parte asociada a las brechas en habilidades cognitivas. Sin embargo, las brechas en habilidades no explican totalmente la significativa segmentación por género en el tipo de tareas, aun dentro de una misma ocupación. (3) Incorporar en conjunto la brecha de habilidades y tareas contribuye a reducir la porción no explicada de la brecha salarial de género en promedio en un 10%, incluso luego de descontar la selección por ocupaciones. De cualquier forma, las brechas salariales de género persisten de forma significativa, al controlar por el contenido de tarea en la ocupación y las habilidades del trabajador. (4) Por último, al explorar posibles implicancias de las brechas de género en tareas respecto al cambio tecnológico, encontramos que existe una significativa diferencia en promedio entre hombres y mujeres en el grado de amenaza al empleo, derivado de las crecientes perspectivas de automatización.

El resto del trabajo está estructurado de la siguiente forma. La sección 2 repasa los antecedentes en la literatura económica sobre habilidades cognitivas, tareas y brechas de género. En la sección 3 se presenta y discute la principal fuente de información utilizada en el trabajo: la encuesta PIAAC. Cada una de las secciones siguientes presentan la metodología y discuten los resultados referidos a un punto particular. Mientras que en la sección 4 se documentan las brechas en habilidades cognitivas relevadas en PIAAC, en la sección 5 se vinculan estas brechas con las diferencias entre hombres y mujeres en el tipo de tareas que realizan en sus ocupaciones. Las dos secciones siguientes evalúan las implicancias de las asimetrías en habilidades y tareas: la 6 lo hace sobre los salarios y la 7 sobre las amenazas y oportunidades futuras de empleo generadas por los cambios tecnológicos en curso. El trabajo se cierra en la sección 8 con comentarios finales.

2 Antecedentes

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 documentada. 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 et al., 2008; Hyde et al., 2008; Pope and Sydnor, 2010, entre muchos otros) aunque existe una amplia heterogeneidad en estas magnitudes (Mullis et al., 2000; Stoet and Geary, 2013). La disponibilidad de pruebas estandarizadas ha permitido documentar ampliamente el fenómeno. Uno de los hechos estilizados principales que surgen a partir de estas pruebas, 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 and 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 et al. \(2020\)](#) 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 sugieren 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 and 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 and 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. Por su parte, [Rebollo-Sanz and De la Rica \(2022\)](#) encuentran para la totalidad de países en PIAAC que las brechas en habilidades numéricas se relacionan positivamente con brechas en participación laboral y en salarios, aun cuando contribuyen a explicar una porción mas bien marginal de dichas diferencias. También usando PIAAC pero con una 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 América Latina específicamente, la evidencia sobre el rol de las habilidades en las brechas salariales por género es más acotada. Usando datos de panel para Perú, [Lavado et al. \(2022\)](#) 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 et al. \(2016\)](#) 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 and Williams, 2010; Hyde et al., 2008; Kahn and 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. 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 and Dorn, 2013; Goos and Manning, 2007; Spitz-Oener, 2006) pero también se verifica una contribución creciente para la región (Brambilla et al., 2022; Bonavida et al., 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 and 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. En cuanto a las diferencias por género, Hauret et al. (2023) han estimado para el promedio de países en PIAAC que las mujeres tienen un mayor grado de contenido rutinario (índice RTI) y que enfrentan una penalidad salarial mas alta asociada a este tipo de tareas. En su análisis los autores vinculan estos hechos con normas sociales y con el *mismatch* de habilidades reportado por los trabajadores. Por su parte, De La Rica et al. (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 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. 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 and 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 deprecando 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 con el cambio tecnológico. La base PIAAC constituye una herramienta de interés para tal fin.

3 La Encuesta PIAAC

La principal fuente de información para este trabajo es la encuesta del *Programa Internacional de Evaluación de Competencia en Adultos* (PIAAC), llevada a cabo por la OCDE desde 2012 a escala mundial. El objetivo de la PIAAC es medir el nivel de competencias cognitivas y habilidades rela-

cionadas con el mundo del trabajo. Inicialmente, la encuesta incluyó a 25 países, principalmente integrantes de la OCDE. Su cobertura geográfica se ha ido expandiendo en sucesivas rondas. Actualmente PIAAC incluye 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 incluyó a Chile, mientras que la Ronda 3 de 2018 incorporó a Ecuador, México y Perú.

El diseño muestral de la encuesta permite una representatividad geográfica a nivel nacional. 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 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 América Latina, el tamaño muestral ronda entre los 5300 y 7200 casos según el país. Además de su atractivo por su amplia cobertura geográfica, 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, condición 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 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 a la capacidad de aplicarlo.

Además de información sobre capacidad individual, PIAAC incluye un módulo de uso de competencias en el contexto laboral. En este módulo 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.

4 Brecha en habilidades

Comenzamos el análisis documentando las brechas de género en habilidades, considerando los valores absolutos del puntaje de las tres pruebas cognitivas de PIAAC. La muestra incluye a todos los individuos para quienes se cuenta con información de variables demográficas básicas. 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. La Tabla 1 ilustra el tamaño de estas brechas por regiones y grupos etarios. El gráfico sugiere cuatro resultados importantes, algunos ya documentados en la literatura: (1) se verifican brechas favorables a los hombres en las tres habilidades, en prácticamente todas las regiones; (2) en todas ellas, numeracy es la habilidad donde se registran brechas mayores; (3) la brecha de género en numeracy es especialmente alta en América Latina, respecto del resto de las regiones³, y (4) esa brecha aumenta con la edad, particularmente en América Latina. Estos resultados están alineados a los reportados por otros trabajos que utilizan pruebas escolares estandarizadas (OCDE, 2016; Nollenberger y Rodríguez-Planas, 2015), por lo que son sugerentes de que las diferencias de género en habilidades persisten durante la edad adulta.

Tabla 1: Brecha en habilidades en porcentajes según grupos etarios por regiones

	16-24	25-34	35-44	45-54
América Latina y el Caribe				
Numeracy	3,8***	6,1***	6,0***	8,3***
Literacy	0,5	0,9	0,7	1,6
Problem Solving	3,0***	2,7**	2,3	1,2
Asia Oriental y el Pacífico				
Numeracy	2,4***	2,6***	5,0***	4,7***
Literacy	1,0	0,5	1,7***	1,3*
Problem Solving	1,5*	1,8**	5,0***	4,8***
Europa Central y del Este				
Numeracy	0,7	2,0**	2,5***	2,4**
Literacy	-1,3**	-1,1	-0,5	0,0
Problem Solving	-1,9*	-1,1	-1,1	-0,3
América del Norte y Europa Occidental				
Numeracy	3,1***	4,5***	5,0***	6,0***
Literacy	-0,3	0,5	0,8*	1,3***
Problem Solving	0,8*	1,9***	1,8***	3,0***

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%.

Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

La Tabla A1 en el Apéndice A presenta los resultados para los cuatro países de América Latina incluidos en PIAAC. La magnitud de las brechas de género difieren entre países, pero son siempre marcadas, estadísticamente significativas y crecientes en la edad en numeracy. De cualquier forma,

es importante evaluar si la existencia y magnitud de las brechas en habilidades se confirman al controlar por otros factores que influyen sobre el aprendizaje cognitivo. Con ese objetivo, se estima el siguiente modelo:

$$Skill_{ij}^n = \alpha + \beta Género_{ij} + \sum \delta_m X_{ij}^m + \epsilon_i \quad (1)$$

donde $Skill_{ij}^n$ representa para el individuo i en el país j , el nivel de la n habilidad (expresada en desvíos estándares, siguiendo el tratamiento típico en la literatura), siendo $n=3$ ya que medimos habilidades en numeracy, literacy y problem solving. X_{ij}^m representa m controles que incluyen edad, educación propia, educación del padre y madre. El interés se centra 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.

Los resultados, que se detallan en la Tabla 2, indican que las brechas de género persisten aun controlando por otros factores. 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, un resultado estadísticamente significativo al 1%. Las diferencias en problem solving son también significativas, con la única excepción de Perú. Por su parte, la significatividad de literacy se verifica en el caso de Perú y Chile. Este último país sobresale por el tamaño de las brechas de género en las tres habilidades.

El tamaño de las brechas no resulta trivial. En promedio, las diferencias en desempeño cognitivo en numeracy y problem 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. 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.

Si bien la especificación nos permite descartar que las diferencias de género vengan 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 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

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

	América Latina				
	Chile (1)	Ecuador (2)	México (3)	Perú (4)	Promedio (5)
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.

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 iniciaron 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. ⁴ En términos formales empleamos la misma ecuación 1, subdividiendo la muestra en estos dos grupos.

El resultado que arroja este ejercicio (Tabla 3) 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 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. ⁵ Los resultados son 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.

5 Habilidades y tareas

Aun cuando imperfecto, el ejercicio de la sección anterior sugiere 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 2011). 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.

5.1 Contenido de las tareas

Una de las principales ventajas de la base PIAAC es la posibilidad de construir medidas del contenido de tareas a nivel individual. Partimos de la clasificación típica de tareas en abstractas, rutinarias y manuales, siguiendo la contribución seminal de [Autor et al. \(2003\)](#), que fue luego ampliada por [Autor et al. \(2006\)](#) y [Autor and Dorn \(2013\)](#).

El objetivo es computar para cada ocupación el nivel de intensidad de cada tipo de tarea. Para ello se emplean preguntas del cuestionario de PIAAC que se engloban en la dimensión: “uso de habilidades en el trabajo” (*Skilluseatwork*), que 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 definición de cada tipo de tarea se construye entonces a partir de seleccionar de esta fuente, 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 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 metodología de otros trabajos que utilizan la base PIAAC ([De La Rica and Gortazar, 2016](#); [De La Rica et al., 2020](#); [Marcolin et al., 2019](#)) confluyen mayoritariamente en la selección de preguntas que conforman el componente de tareas abstractas. Sin embargo para el caso de rutinarias y manuales, las definiciones divergen en cierta grado y no es tan obvio qué items relevan mejor la naturaleza de estas tareas, como se discute detalladamente en el Apéndice C.

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	
	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)
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)
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)

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.

La conformación que proponemos aquí se apoya en las definiciones previas y enfatiza el análisis en el componente de tareas abstractas dado que las preguntas seleccionadas guardan un correlato directo con la complejidad de las tareas, capturando adecuadamente esta dimensión al mismo tiempo que lo vuelve comparable con otros trabajos y reduce al mínimo la discrecionalidad asociada a las múltiples definiciones posibles del índice. En una versión extendida de este trabajo computamos los índices de tareas rutinarias y manuales con distintas definiciones alternativas. En todos los casos la correlación con las tareas abstractas es negativa y alta (0.78 con tareas rutinarias y 0.71 con tareas manuales), denotando que estas medidas capturan una misma dimensión (complejidad) pero en direcciones opuestas.

En la Tabla 4 se detalla la definición de tareas abstractas, enumerando las preguntas de PIAAC consideradas para construir dicha categoría. ⁶

Tabla 4: Definición de los índices de tareas abstractas a partir de variables del uso de habilidades y de características del trabajo.

Tarea	Variabales	Scale
Abstract	How often - Problem solving - Complex problems	1-5
	How often - Use advanced math or statistic	1-5
	How often - Literacy - Write reports	1-5
	How often - Planning others activities	1-5
	How often - Influencing people	1-5
	How often - Negotiating with people	1-5

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Concretamente, la medida de intensidad de cada tarea 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”. Por ejemplo, frente a la pregunta “¿con qué frecuencia usted utiliza matemática avanzada o estadística en su trabajo?” el encuestado responde entre los valores extremos “Nunca” y “Todos los días”. Valores mas altos, y por tanto mayor frecuencia en este tipo de actividades denota una complejidad mayor de sus tareas laborales, que la literatura ha optado por denominar como tareas abstractas.

El valor final del índice surge entonces como resultado de estandarizar cada una de estas preguntas que componen la medida de tareas abstractas 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 componentes principales (PCA).

Una de las ventajas principales de estimar el contenido de tareas de las ocupaciones con la base PIAAC es contar con datos para países de América Latina, lo que permite captar la especificidad regional en el proceso productivo y los mercados de trabajo, en lugar de extrapolar las características de las ocupaciones en países desarrollados. El punto es relevante dado que las conclusiones del análisis pueden depender directamente de estos supuestos. ⁷

5.2 Habilidades e intensidad de tareas abstractas

En lo que sigue nos concentraremos en analizar la intensidad de tareas abstractas.⁸ Dado que contamos con medidas de habilidades y de intensidad de tareas a nivel individuo, podemos testar el correlato entre ambas dimensiones, para entender en qué medida las brechas en habilidades cognitivas se asocian con el desempeño más intensivo en tareas abstractas en la ocupación. Formalmente,

$$Task_{ij}^a = \alpha + \beta Skill_{ij}^n + \sum \delta_m X_{ij}^m + \epsilon_i \quad (2)$$

donde $Task_{ij}^a$ es igual a la intensidad de tareas abstractas para cada trabajador i en el país j ; 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. Es importante puntualizar que esta ecuación refleja evidencia descriptiva sin pretensiones de causalidad puesto que puede darse una afectación inversa, donde mayor intensidad de tareas afecta las habilidades del trabajador.

Los resultados obtenidos, ilustrados en la Tabla 5, son los esperados: mayor habilidad tanto en literacy, numeracy y problem solving, incrementa la intensidad de tareas abstractas para el trabajador. Un desvío estándar en el desempeño medido para numeracy o literacy incrementa en 0.12 desvíos estándares el nivel de intensidad de tareas abstractas. El efecto de problem solving por su parte va en la misma dirección.

Tabla 5: Efecto de habilidades cognitivas sobre la intensidad de tareas Abstractas

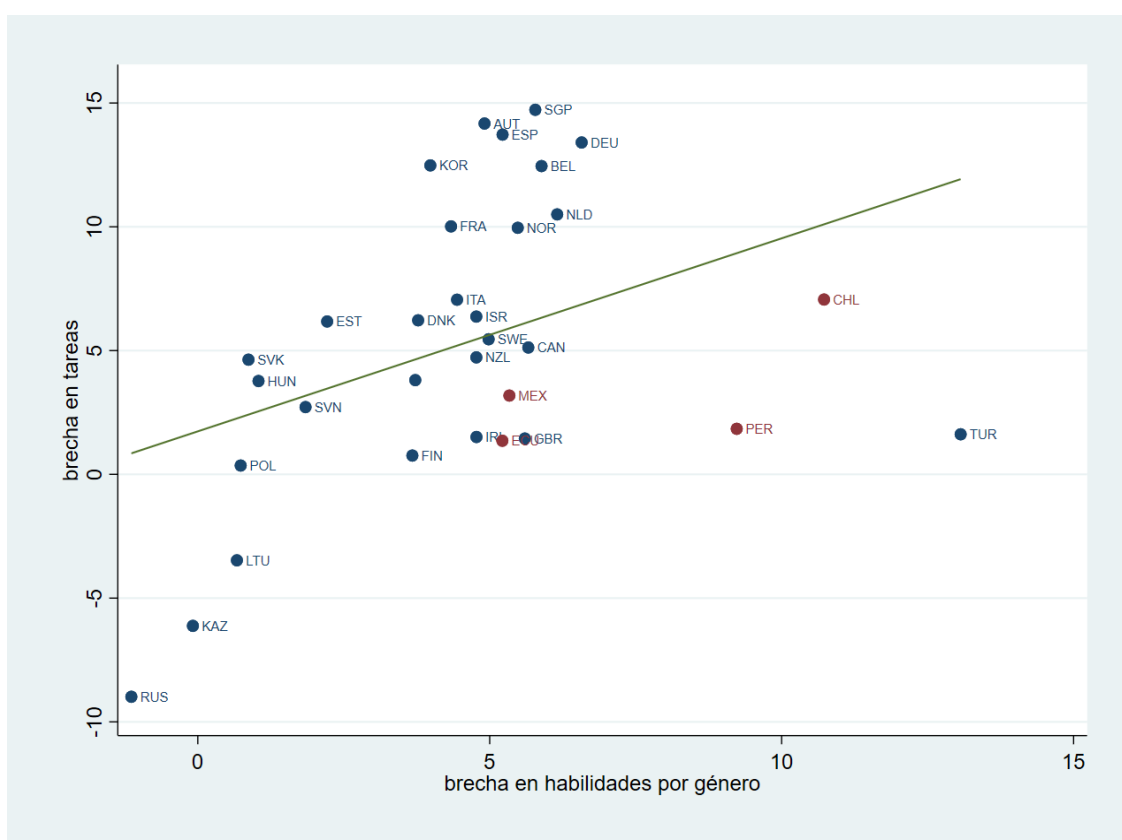
	Intensidad de Tareas Abstractas		
	(1)	(2)	(3)
Literacy	0.116*** (0.0147)		
Numeracy		0.117*** (0.0140)	
Problem Solving			0.0695*** (0.0226)
Country FE	YES	YES	YES
Observations	15402	15402	7710

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 tareas abstractas. La especificación y los controles adicionales se detallan en la ecuación (ii). La muestra se compone del total de población económicamente activa con datos de ocupación y desempeño cognitivo. Se consideran todos los valores plausibles así como el diseño muestral complejo para la obtención de los errores estándares. *Fuente:* Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

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 1. 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. Esta relación resulta robusta al considerar cualquiera de las habilidades medidas. A partir de esta evidencia sugestiva, el siguiente apartado ahonda en la relación entre brechas de habilidades y contenido de tareas en América Latina.

Gráfico 1: Relación entre brechas en habilidades numéricas y brechas en intensidad de tareas abstractas.



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 abstractas a partir de las medidas de intensidad. 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 bases a datos de PIAAC.

5.3 Segmentación por tipo de tareas

La combinación de brecha de género en habilidades con el vínculo entre habilidades y tipos de tarea, hace prever una segmentación de género por tipo de tareas. La Tabla 6 ofrece una comparación a nivel regional junto con una desagregación para los países latinoamericanos. En ella se reporta el índice de tareas abstractas para el promedio y por género. Debe recordarse que 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 América Latina y el Caribe presenta la menor intensidad de tareas abstractas de toda la muestra mientras América del Norte y Europa Occidental, que agrupa a los países más desarrollados, es la región con los mayores niveles de intensidad de tareas abstractas. El gráfico A1 del Apéndice A refleja la fuerte correlación positiva entre la intensidad de este tipo de tareas y el nivel de desarrollo por país.

Tabla 6: Niveles de tareas por género en países de América Latina

	Promedio	Brecha	Mujer	Hombre
América del Norte y Europa Occidental	0,14	-0,15	0,06	0,20
Europa Central y del Este	-0,11	0,17	-0,01	-0,18
Asia Oriental y el Pacífico	-0,13	-0,46	-0,40	0,06
América Latina y el Caribe	-0,19	-0,07	-0,23	-0,16
-Chile	-0,05	-0,17	-0,15	0,02
-Ecuador	-0,17	-0,03	-0,19	-0,16
-Mexico	-0,19	-0,07	-0,24	-0,16
-Peru	-0,27	-0,04	-0,30	-0,26

Fuente Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Previamente, es relevante evaluar si persisten tales diferencias de género en el tipo de tarea aun controlando por educación, habilidades y los mismos controles de características productivas del trabajador y de la firma empleados en el modelo 2. Formalmente, se estima:

$$Task_{ijo}^a = \alpha + \beta Género_{ijo} + \gamma Skill_{ijo}^{num} + \sum \delta_m X_{ijo}^m + \epsilon_i \quad (3)$$

Los resultados se presentan en las columna (1) a (4) de la Tabla 7. La primer columna corresponde a la brecha incondicionada entre hombres y mujeres. Al estimar la brecha controlando por educación los resultados se mueven en el sentido esperado para el promedio de países ya que las diferencias de género iniciales en las tareas abstractas aumentan al doble, dejando una porción aun mayor de la brecha sin explicar. Esto se debe al hecho de que en promedio las mujeres alcanzan mayor nivel educativo que los hombres, por lo que al controlar por esta dimensión las diferencias iniciales se ensanchan pasando de 0.07 a 0.15 desvíos estándares en la intensidad de tareas. Al incluir en la columna (3) otros factores productivos que pueden estar relacionados al tipo de tareas laborales, tales como edad, experiencia, formación laboral, tamaño de firma entre otros, el incremento inicial se revierte parcialmente a 0.12 desvíos estándares. Finalmente, al incorporar a estos

controles la habilidad cognitiva (columna 4), el coeficiente de género se reduce un poco más, como resulta esperable dado las brechas favorables a los hombres documentadas previamente. Aún así, continua siendo positivo y significativo y en magnitud comparable a las diferencias no condicionadas de la columna (1).

Tabla 7: Brechas de género en intensidad de tareas para América Latina

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Hombre	0.0739*** (0.0265)	0.150*** (0.0256)	0.123*** (0.0256)	0.106*** (0.0254)	0.186*** (0.0261)	0.188*** (0.0283)
Secundaria		0.517*** (0.0330)	0.458*** (0.0332)	0.380*** (0.0357)	0.215*** (0.0331)	0.181*** (0.0313)
Terciaria		1.088*** (0.0351)	0.969*** (0.0394)	0.845*** (0.0433)	0.471*** (0.0455)	0.437*** (0.0399)
Numeracy				0.109*** (0.0144)	0.0630*** (0.0138)	0.0584*** (0.0136)
Observations	15021	15021	15021	15017	15017	15017
Country FE	YES	YES	YES	YES	YES	NO
Controls	NO	NO	YES	YES	YES	YES
ISCO FE	NO	NO	NO	NO	1D	2D

Nota El coeficiente de hombre reportado indica 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 3 en la metodología para el promedio de los países de América Latina. La categoría base para las variables de educación corresponde a nivel por debajo de secundaria completa. Los efectos fijos por ocupación se incluyen a 1 dígito y 2 dígitos de ISCO. Dado el tamaño de la muestra se manteniendo efectos fijos por país solo en el primer. La muestra caso a 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 bases a datos de PIAAC.

Hasta aquí los resultados sustentan 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.

5.4 Efecto dentro de las ocupaciones

La brecha de género en la intensidad de tareas abstractas puede provenir de diferencias entre ocupaciones (between) o dentro de las ocupaciones (within). El primer caso es compatible con una situación en la que las mujeres están subrepresentadas en ocupaciones con alto contenido de tareas abstractas. El segundo caso implica que en la misma ocupación, las mujeres realizan menos tareas abstractas que los hombres. Para separar entre ambos efectos podemos reestimar la ecuación anterior, añadiendo efectos fijos por ocupación a dos dígitos de ISCO.⁹ 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.

En la Tabla 7 la columna (5) y (6) resumen los resultados de dicho ejercicio. Encontramos que en tareas abstractas la brecha estimada se explica por completo por diferencias al interior de la ocupación. La magnitud de las brechas se incrementan significativamente al incorporar efectos fijos tanto a 1 dígito de ISCO como a 2 dígitos. En consecuencia, la intensidad de tareas abstractas para una misma ocupación difiere según el género en favor de los hombres, y este efecto sobre-compensa a la diferencia *between* ocupaciones.

Para comprender por qué el efecto *between* se mueve en la dirección opuesta, en el Apéndice A se incluye el Gráfico A2 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) presenta valores en torno a la media para tareas abstractas.

A modo de robustez, en el Apéndice 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 et al. (1980). El ejercicio confirma la dirección de los resultados encontrados.

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.¹⁰

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.¹¹ 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 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. 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.

6 Salarios

Aprovechando 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 las brechas en tareas tienen un rol relevante en la determinación de las diferencias salariales entre hombres y mujeres. 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 esos 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 abstractas 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, se estima

$$w_{ij} = \alpha + \sum \beta_k Task_{ij}^a + \sum \gamma Skill_{ij}^n + \sum \delta_m X_{ij}^m + \epsilon_i \quad (4)$$

donde w_{ij} es el log del salario horario expresado en dólares a paridad de poder adquisitivo (PPP) para el trabajador i en el país j . $Task_{ij}^a$ es la intensidad de tareas abstractas 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, $Skill_{ij}^n$ 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 ($n=2$) dado que 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.¹² 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 este 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.

Los resultados se presentan en la Tabla 8. En todos los casos los coeficientes son los esperados y son estadísticamente significativos: mayor intensidad de tareas abstractas están asociadas a un premio salarial para el trabajador. Incluso al controlar por las habilidades individuales, los coeficientes se mantienen significativos en todos los países y decrecen solo parcialmente. De hecho, estos resultados son robustos a incorporar adicionalmente medidas de tareas rutinarias y manuales a la regresión. Los resultados se ofrecen en la Tabla A4 del Apéndice A, donde puede verse que el efecto positivo de las tareas abstractas se mantienen al mismo tiempo que se verifica una penalidad sobre el salario para tareas rutinarias y manuales.

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 7,6 y 10 puntos logarítmicos según el país. 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.

Tabla 8: Retornos salariales para tareas abstractas y habilidades cognitivas

	América Latina					
	Chile		Ecuador		México	
	OLS	OLS + habilid.	OLS	OLS + habilid.	OLS	OLS + habilid.
Abstract	0.105*** (0.0278)	0.083** (0.0262)	0.100*** (0.0277)	0.096*** (0.0274)	0.086*** (0.0263)	0.076*** (0.0263)
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	2887	2887	2696	2696	3177	3177
R-squared	0.24	0.26	0.39	0.39	0.31	0.32

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 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. Adicionalmente, resulta pertinente notar en el caso de Chile y México el retorno significativo que supone incrementar en un desvío estándar

las habilidades cognitivas en el campo numérico con ordenes de magnitud relevantes sobre el salario.

Al agregar a la especificación anterior efectos fijos de ocupaciones verificamos que los resultados se mantienen para Ecuador y México y el promedio de los 3 países. La tabla A5 del Apéndice A 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). El premio por una mayor intensidad de tareas abstractas decrece al considerar la selección por ocupaciones, pero mantiene un efecto promedio relevante en torno a 4,6 puntos logarítmicos para el *pool* de países.

6.1 Descomposición de la brecha salarial

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.

Para cuantificar estas contribuciones 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 metodología, explicitada en el Apéndice D, sigue la modalidad de descomposición en dos etapas. El ejercicio consiste en comparar 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 9.

El primer mensaje que surge de las estimaciones es que las habilidades y las tareas son factores relevantes para explicar una porción no despreciable de la brecha salarial por género tanto a nivel país como a nivel regional. Para el caso de Chile, cuando se observa la especificación que no contempla efectos fijos por ocupación, ambas dimensiones contribuyen a reducir la porción no explicada de estas diferencias en una magnitud de 28,6%. En Ecuador, por su parte, esta caída en el componente

no explicado es más modesta, en el orden del 7%, mientras que para México alcanza 14,2%. Cuando consideramos al conjunto de estos 3 países, incorporar estos factores es relevante para reducir la brecha no explicada en una porción del 16,5% sin controlar por ocupación.

La descomposición detallada a nivel región ofrecida en el Apéndice A en la Tabla A6 ofrece la posibilidad de indagar sobre 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 de Oaxaca-Blinder es informativa de la dirección en que se movería el salario, en este caso de las mujeres, si esos diferenciales no existieran. Si las mujeres que participan en el mercado laboral lo hicieran realizando niveles similares de tareas abstractas respecto de los hombres, esto contribuiría a reducir la brecha en favor de las mujeres en un 5%. Asimismo, dejando lo demás constante, si las mujeres 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.¹³

Retomando la tabla 9, un segundo mensaje que se desprende de los resultados es que las habilidades y el contenido de tareas tienen relevancia incluso luego de descontar la selección por ocupaciones, las cuales tienden a demandar grados de habilidad y tipo de tareas similares. Este punto es consistente con las variaciones *within* ocupaciones encontradas en 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 13,8% 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). Controlar por las diferencias de participación entre las ocupaciones no afecta significativamente la brecha salarial, reforzando resultados previos sobre este aspecto (Atal et al., 2009; Barrientos, 2002).

Tabla 9: 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)	(a) + Habilidad (b)	(b) + Tareas (c)	Cambio (d)=(c)/(a)	Mod. Base (e)	(e) + Habilidad (f)	(f) + Tareas (g)	Cambio (h)=(g)/(e)
Chile	Diferencia		0.246***			0.246***		
	Explicada	0.0360 15%	0.0893*** 36%	0.0967*** 39%	-28,6%	0.00235 1%	0.0475 19%	0.0534 22%
	No explicada	0.210*** 85%	0.157*** 64%	0.150*** 61%		0.244*** 99%	0.199*** 81%	0.193*** 78%
Ecuador	Diferencia		0.209***			0.209***		
	Explicada	-0.0150 -7%	-0.0103 -5%	0.00131 1%	-7,1%	-0.0266 -13%	-0.0231 -11%	-0.0113 -5%
	No explicada	0.224*** 107%	0.219*** 105%	0.208*** 100%		0.236*** 113%	0.232*** 111%	0.220*** 105%
Mexico	Diferencia		0.0981**			0.0981**		
	Explicada	-0.0150 -15%	-0.00685 -7%	0.00113 1%	-14,2%	-0.0531* -54%	-0.0428 -44%	-0.0345 -35%
	No explicada	0.113*** 115%	0.105*** 107%	0.0969*** 99%		0.151*** 154%	0.141*** 144%	0.133*** 136%
Promedio	Diferencia		0.118***			0.118***		
	Explicada	-0.0143 -12%	-0.000542 0%	0.00744 6%	-16,5%	-0.0484** -41%	-0.0342 -29%	-0.0255 -22%
	No explicada	0.133*** 113%	0.119*** 101%	0.111*** 94%		0.167*** 142%	0.153*** 130%	0.144*** 122%

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 4 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 al 10%, 5% y 1%. *Fuente:* Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Por último, la magnitud de la porción no explicada respecto a la brecha total sugiere 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 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 tareas similares, perciben salarios diferentes por factores que se asocian a su condición de género.

7 El futuro del empleo

Existe una segunda razón importante (más allá de su relevancia sobre la brecha salarial) para indagar sobre las diferencias entre hombres y mujeres en habilidades y tareas: estos factores pueden ser cruciales frente a los cambios tecnológicos en curso. El conjunto de habilidades del trabajador y las tareas concretas que realiza definen una posición más o menos favorable frente a las amenazas y las oportunidades que suponen estos cambios tecnológicos.

Los trabajos más habituales en la literatura centran su análisis en las amenazas generadas por la creciente automatización del trabajo. Menos esfuerzos han ido en la dirección de capturar cuales son las oportunidades que surgen a partir del cambio en los procesos productivos. En esta sección, en lugar de utilizar algún índice de Rutinización de las actividades de cada ocupación, preferimos utilizar alguna medida de 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 demandadas. La ventaja de utilizar esta medida 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 esperadas.

En particular, usamos datos del World Economic Forum (WEF) que identifican las ocupaciones que son *emergentes* o *redundantes* en base a encuestas de expectativas a empresas. Los datos del WEF capturan las expectativas a partir de encuestas a empresas de todos los sectores productivos, pero excluyen al universo de las pequeñas y medianas empresas. Para el detalle de este ejercicio referimos al apartado metodológico en el Apéndice E, donde también se documentan algunos estadísticos descriptivos básicos.

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 WEF con la información de PIAAC, identificamos en qué tipo de ocupación se encuentra cada individuo y estimamos un modelo probit de esta condición sobre las características individuales y productivas

de los trabajadores. Para este ejercicio optamos por incluir junto con nuestra medida estándar de tareas abstractas, también las medidas de rutina y manual, de forma tal de capturar la especificidad de cada tipo de tarea al interactuar con el cambio tecnológico. Los principales resultados del ejercicio están resumidos en la Tabla 10.

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 A7 en el Apéndice A).

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.

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 rutinarias y de menor complejidad, 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. 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

Tabla 10: 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 ecuación 15) detallada en la metodología. La variable dependiente refiere a la clasificación de las ocupaciones en emergentes o demantes según las persepectivas 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.

tiempo que contener los efectos negativos que este mismo proceso supone.

8 Comentarios finales

En este trabajo explotamos datos de la encuesta PIAAC para cuatro países de América Latina para explorar las brechas de género en el mercado laboral, incorporando dos factores relevantes típicamente ignorados por falta de información: las habilidades y el tipo de tarea en el trabajo. Destacamos cuatro conjunto de resultados.

(1) Existen significativas brechas de género en habilidades cognitivas, que persisten y se amplifican en la edad de participación en el mercado laboral, en particular en el campo numérico. El tamaño de la brecha favorable a los hombres es considerable: equivale al efecto de dos años de educación formal.

(2) Existen marcadas brechas entre hombres y mujeres en la intensidad de las tareas abstractas realizadas en la ocupación. Estas brechas en tareas están en parte asociadas a las brechas de género en habilidades. Sin embargo, los factores individuales y las habilidades cognitivas dan cuenta solo de una parte de las diferencias de género en el contenido de tareas. De hecho, encontramos evidencia de diferencias en el tipo de tareas promedio entre hombres y mujeres con semejantes características observables, mismas habilidades captadas en PIAAC, y dentro de una misma ocupación.

(3) Incorporar en las estimaciones de la brecha salarial por género las habilidades y la intensidad de tareas abstractas, contribuye a explicar dichas diferencias en promedio entre un 14% y 16%. Estas magnitudes a su vez varían según el país considerado, destacándose el caso de Chile donde la contribución estimada de ambos factores da cuenta de un 28%. De todas maneras, las brechas de ingresos laborales entre hombres y mujeres persisten significativamente incluso luego de controlar por el contenido de tarea en la ocupación y las habilidades del trabajador.

(4) Dadas las tareas que realizan hombres y mujeres en sus ocupaciones actuales (derivadas en parte de la asimetría en habilidades), el grado de amenaza al empleo proveniente del cambio tecnológico en curso es heterogéneo. Las mujeres tienen mayor probabilidad de estar hoy en ocupaciones que en el futuro se avisan redundantes, de acuerdo a las expectativas empresarias.

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 orientarse 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 los cambios tecnológicos en curso. 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 humano. En conjunto esto supone un desafío de peso en pos de equilibrar las oportunidades laborales entre hombres y mujeres.

Notes

1. Estas categorías son comparables a las que mide OCDE en las pruebas estandarizadas PISA. Por simplicidad, en el resto del documento nos referimos a estas categorías por su nombre en inglés.
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%.
3. Este resultado de "exceso de brecha" se mantiene al controlar por distintas medidas del nivel de desarrollo de los países (ver gráfico en Apéndice online). Los datos de PIAAC también sugieren que la relativa alta brecha de género en América Latina se manifiesta en especial entre los trabajadores con valores de habilidades inferiores a la mediana (ver gráfico en Apéndice online)
4. Considerar el umbral de 25 años obedece a la edad aproximada esperada para finalizar los estudios superiores y universitarios.
5. 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.
6. En el Apéndice C se ofrece una discusión más detallada de las diferencias en cada tipo de tareas y de las razones que justifican dicha elección.
7. En la versión extendida del trabajo ofrecemos una comparación de los resultados de ambas metodologías, que surge de replicar las medidas de [Autor and Dorn \(2013\)](#) usando O*NET y adosarlas a la base de PIAAC. Los mensajes principales son dos. Por un lado, estas medidas difieren entre ellas, lo que alienta el uso de este tipo de información regional. Por otro lado, el signo o la dirección en que mueve la intensidad de cada tarea es similar entre estas fuentes, pero existen diferencias importantes en las magnitudes estimadas.
8. Los resultados para tareas rutinarias y manuales están disponibles mediante pedido a los autores
9. 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.
10. Estas diferencias within ocupación están en línea con la evidencia de amplias heterogeneidades por ocupación que encuentran [Atal et al. \(2009\)](#) en su análisis de brechas salariales y que también sugieren en su análisis [Gasparini et al. \(2019\)](#).
11. 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.

12. 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
13. Es interesante notar que la mayor contribución de la porción explicada viene por el canal educativo, consistente con el hecho de que las mujeres se encuentran más educadas, y por el hecho de que los hombres en promedio acumulan más experiencia. En los efectos no explicados se observan diferentes retornos a la educación en favor de los hombres. Asimismo 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.

References

- Atal, J., Ñopo, H., and Winder, N. (2009). New century, old disparities: gender and ethnic wage gaps in Latin America. Publisher: IDB Working Paper.
- Autor, D. H. and Dorn, D. (2013). The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market. *American Economic Review*, 103(5):1553–1597.
- Autor, D. H., Katz, L. F., and Kearney, M. S. (2006). The polarization of the US labor market. *American economic review*, 96(2):189–194. ISBN: 0002-8282.
- Autor, D. H., Levy, F., and Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly journal of economics*, 118(4):1279–1333. ISBN: 1531-4650 Publisher: MIT Press.
- Barrientos, A. (2002). Women, informal employment, and social protection in Latin America. Technical report.
- Beede, D. N., Julian, T. A., Langdon, D., McKittrick, G., Khan, B., and Doms, M. E. (2011). Women in STEM: A gender gap to innovation. *Economics and Statistics Administration Issue Brief*, (04-11).
- Black, D. A., Haviland, A. M., Sanders, S. G., and Taylor, L. J. (2008). Gender wage disparities among the highly educated. *Journal of human resources*, 43(3):630–659. ISBN: 0022-166X Publisher: University of Wisconsin Press.
- Blaisdell, S. (1994). Factors in the Underrepresentation of Women in Science and Engineering: A Review of the Literature. *Women in Engineering ProActive Network*.
- Blau, F. D. and Kahn, L. M. (2017). The gender wage gap: Extent, trends, and explanations. *Journal of economic literature*, 55(3):789–865. ISBN: 0022-0515.
- Blinder, A. S. (1973). Wage discrimination: reduced form and structural estimates. *Journal of Human resources*, pages 436–455. ISBN: 0022-166X Publisher: JSTOR.
- Bonavida, C., Brambilla, I., and Gasparini, L. (2021). Automatización y pandemia: Amenazas sobre el empleo en américa latina. *Revista de Análisis Económico (RAE)*.
- Brambilla, I., César, A., Falcone, G., Gasparini, L., and Lombardo, C. (2022). Los riesgos asimétricos de la automatización en América Latina. *Desarrollo Económico. Revista de Ciencias Sociales*, 62(235):234–253. ISBN: 1853-8185.
- Brown, R. S., Moon, M., and Zoloth, B. S. (1980). Incorporating occupational attainment in studies of male-female earnings differentials. *Journal of Human Resources*, pages 3–28. ISBN: 0022-166X Publisher: JSTOR.

- Bustelo, M., Flabbi, L., and Viollaz, M. (2019). The Gender Labor Market Gap in the Digital Economy. Technical report, Inter-American Development Bank.
- Ceci, S. J., Ginther, D. K., Kahn, S., and Williams, W. M. (2014). Women in academic science: A changing landscape. *Psychological science in the public interest*, 15(3):75–141. ISBN: 1529-1006 Publisher: Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- Ceci, S. J. and Williams, W. M. (2010). Sex differences in math-intensive fields. *Current directions in psychological science*, 19(5):275–279. ISBN: 0963-7214 Publisher: Sage Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- Christl, M. and Köppl–Turyna, M. (2020). Gender wage gap and the role of skills and tasks: evidence from the Austrian PIAAC data set. *Applied Economics*, 52(2):113–134. ISBN: 0003-6846 Publisher: Taylor & Francis.
- De La Rica, S. and Gortazar, L. (2016). Differences in job de-routinization in OECD countries: Evidence from PIAAC. *Available at SSRN 2731999*.
- De La Rica, S., Gortazar, L., and Lewandowski, P. (2020). Job tasks and wages in developed countries: Evidence from piaac. *Labour Economics*, 65:101845. ISBN: 0927-5371 Publisher: Elsevier.
- Egana-delSol, P., Bustelo, M., Ripani, L., Soler, N., and Viollaz, M. (2022). Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk of Losing Their Jobs? *Technological Forecasting and Social Change*, 175:121333.
- Fortin, N. 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. ISBN: 0022-166X Publisher: University of Wisconsin Press.
- Frey, C. B. and Osborne, M. (2013). The future of employment. Publisher: Oxford.
- Goldin, C., Katz, L. F., and Kuziemko, I. (2006). The homecoming of American college women: The reversal of the college gender gap. *Journal of Economic perspectives*, 20(4):133–156. ISBN: 0895-3309.
- Goos, M. and Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain. *The review of economics and statistics*, 89(1):118–133. ISBN: 0034-6535 Publisher: The MIT Press.
- Guiso, L., Sapienza, P., and Zingales, L. (2008). Social capital as good culture. *Journal of the European economic Association*, 6(2-3):295–320. ISBN: 1542-4766 Publisher: Oxford University Press.

- Hauret, L., Martin, L., Lewandowski, P., Palczynska, M., and Šalamon, N. (2023). Gender gaps in skills, tasks, and employment outcomes. *Europe: Project Untangled*.
- Hyde, J. S., Lindberg, S. M., Linn, M. C., Ellis, A. B., and Williams, C. C. (2008). Gender similarities characterize math performance. *Science*, 321(5888):494–495. ISBN: 0036-8075 Publisher: American Association for the Advancement of Science.
- Kahn, S. and Ginther, D. (2017). Women and STEM. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Lavado, P., Velarde, L., and Yamada, G. (2022). Cognitive and socioemotional skills and wages: the role of latent abilities on the gender wage gap in Peru. *Review of Economics of the Household*, 20(2):471–496.
- Liu, R., Alvarado-Urbina, A., and Hannum, E. (2020). Differences at the Extremes? Gender, National Contexts, and Math Performance in Latin America. *American Educational Research Journal*, 57(3):1290–1322. ISBN: 0002-8312 Publisher: SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA.
- Marchionni, M., Gasparini, L., and Edo, M. (2019). *Brechas de género en América Latina. Un estado de situación*. CAF.
- Marcolin, L., Miroudot, S., and Squicciarini, M. (2019). To be (routine) or not to be (routine), that is the question: a cross-country task-based answer. *Industrial and Corporate Change*, 28(3):477–501. ISBN: 0960-6491 Publisher: Oxford University Press.
- Mullis, I. V., Martin, M. O., Fierros, E. G., Goldberg, A. L., and Stemler, S. E. (2000). Gender differences in achievement. *International Study Center, Lynch School of Education, Boston College*.
- Neumark, D. (2004). Employers’ discriminatory behavior and the estimation of wage discrimination. In *Sex Differences in Labor Markets*, pages 163–177. Routledge.
- Nollenberger, N. and Rodríguez-Planas, N. (2015). Understanding the Math Gender Gap in Latin American Countries. Publisher: CAF.
- Oaxaca, R. (1973). Male-female wage differentials in urban labor markets. *International economic review*, pages 693–709. ISBN: 0020-6598 Publisher: JSTOR.
- OECD (2015). *The ABC of Gender Equality in Education: Aptitude, Behaviour, Confidence*. PISA. OECD.
- OECD (2016). *PISA 2015 Results (Volume I): Excellence and Equity in Education*. PISA. OECD.

- Paccagnella, M. (2015). Skills and wage inequality: Evidence from PIAAC. Publisher: OECD.
- Paglin, M. and Rufolo, A. M. (1990). Heterogeneous human capital, occupational choice, and male-female earnings differences. *Journal of labor economics*, 8(1, Part 1):123–144. ISBN: 0734-306X
Publisher: University of Chicago Press.
- Pope, D. G. and Sydnor, J. R. (2010). Geographic variation in the gender differences in test scores. *Journal of Economic Perspectives*, 24(2):95–108. ISBN: 0895-3309.
- Rebollo-Sanz, Y. F. and De la Rica, S. (2022). Gender gaps in skills and labor market outcomes: evidence from the piaac. *Review of Economics of the Household*, 20(2):333–371.
- Speer, J. D. (2017). Pre-market skills, occupational choice, and career progression. *Journal of Human Resources*, 52(1):187–246. ISBN: 0022-166X Publisher: University of Wisconsin Press.
- Spitz-Oener, A. (2006). Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure. *Journal of labor economics*, 24(2):235–270. ISBN: 0734-306X Publisher: The University of Chicago Press.
- Stoet, G. and Geary, D. C. (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. ISBN: 1932-6203 Publisher: Public Library of Science San Francisco, USA.
- Tognatta, N., Valerio, A., and Sanchez Puerta, M. L. (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.

Appendix A

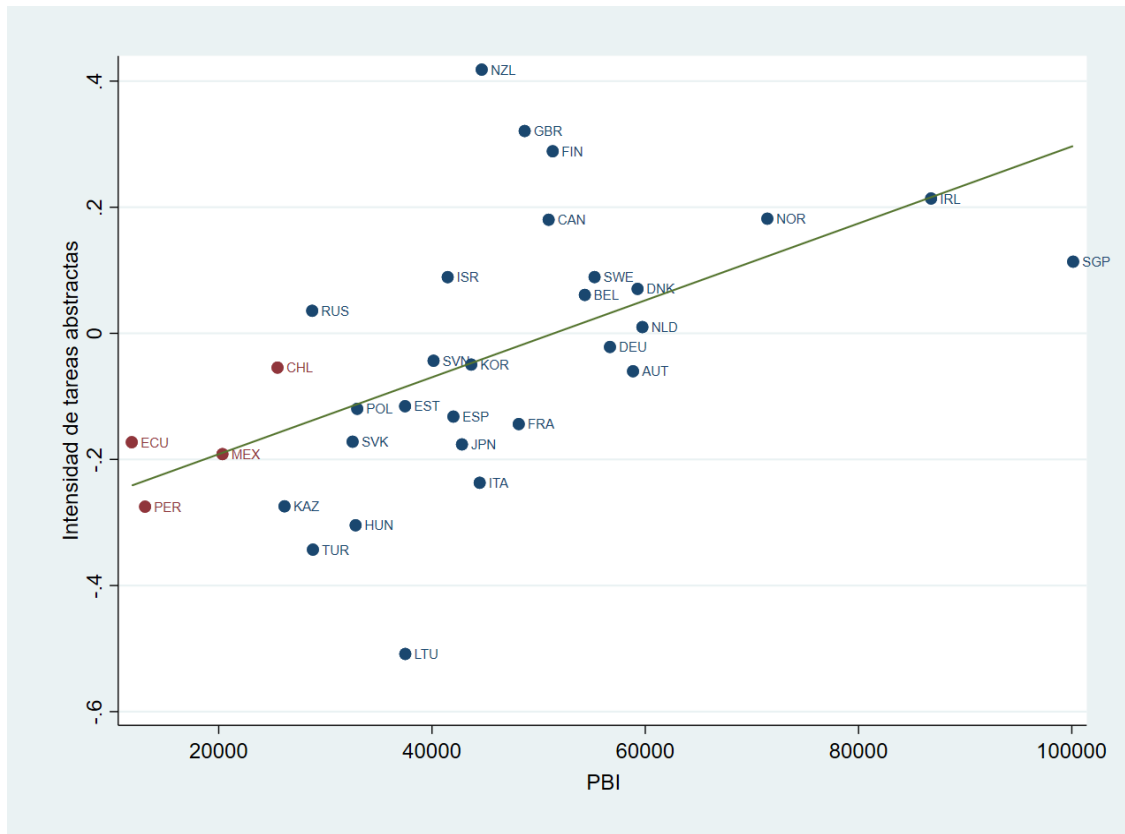
Tabla A1: Brecha en habilidades en porcentajes por países de América Latina

	16-24	25-34	35-44	45-54
Chile				
Numeracy	3,9**	10,7***	12,4***	12,9***
Literacy	-1,3	4,6**	6,2***	2,3
Problem Solving	-0,6	2,4	6,6***	2,0
Ecuador				
Numeracy	3,0*	5,1**	3,7*	8,9***
Literacy	0,3	1,0	-2,2	4,5**
Problem Solving	2,9	4,0	0,2	7,7*
México				
Numeracy	4,2***	5***	4,1**	6,8***
Literacy	0,8	-0,1	-0,4	0,9
Problem Solving	5,2***	3,4*	2,2	0,7
Perú				
Numeracy	2,8	9,1***	14,2***	13,5***
Literacy	0,4	3,4*	5,2***	3,7*
Problem Solving	-1,8	0,3	-0,2	-2,8

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%..

Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

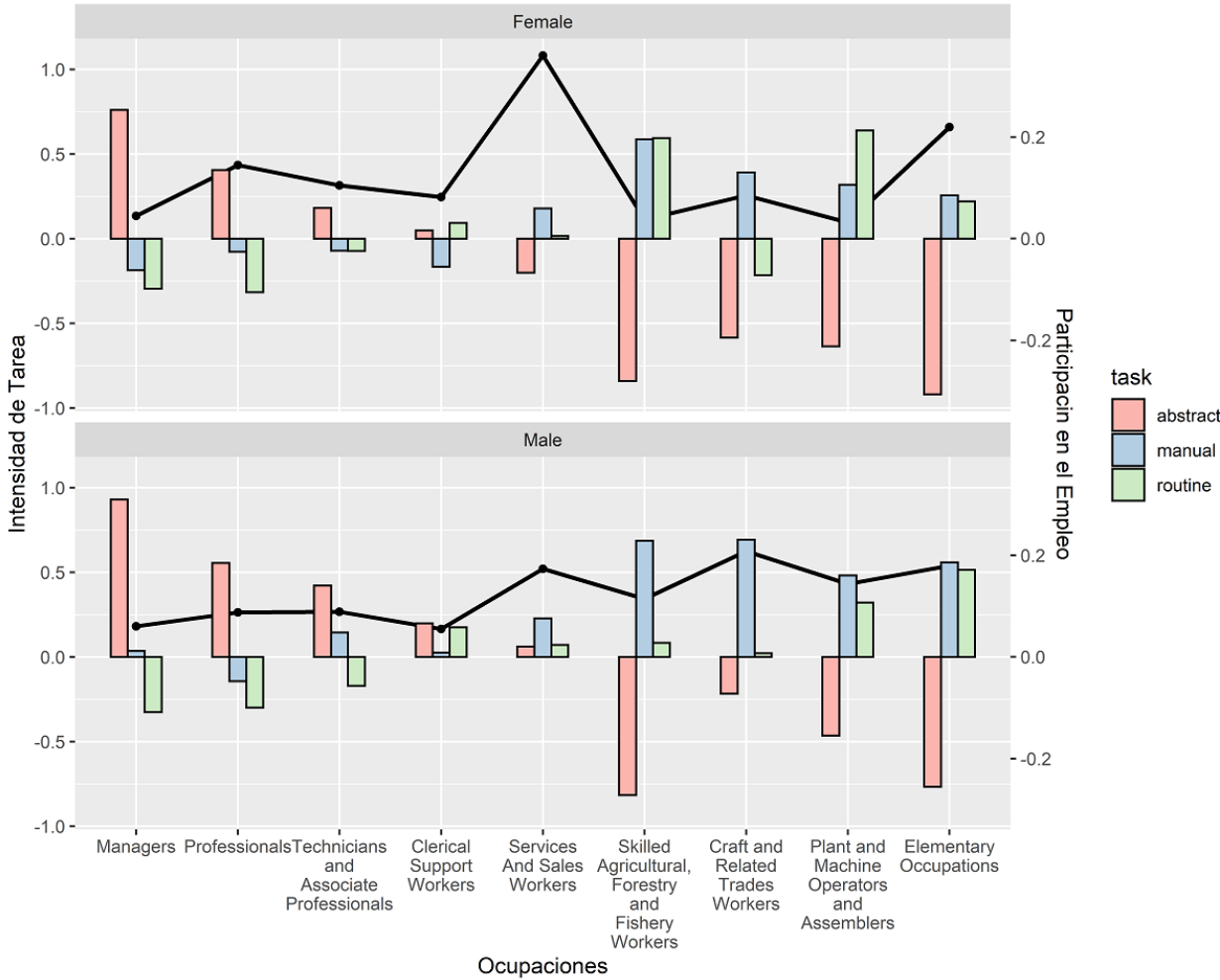
Gráfico A1: Contenido de Tareas y Nivel de desarrollo (PBI).



Nota La intensidad de tareas corresponde a las medidas del contenido de tareas obtenido en base a la información provista en PIAAC. 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 Mundial.

Gráfico A2: 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 bases a datos de PIAAC.

Tabla A2: 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 A3: 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.

	America 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 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 A4: 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 al 10%, 5% y 1%. *Fuente:* Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A5: Retornos salariales para tareas abstractas y habilidades cognitivas controlando por efecto fijo de ocupación.

	América Latina			
	Chile	Ecuador	México	Promedio
	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.	OLS + habilid.
Abstract	0.0302 (0.0243)	0.0707*** (0.0245)	0.0480** (0.0226)	0.0458*** (0.0175)
Numeracy	0.183*** (0.0480)	0.0060 (0.0562)	0.0699* (0.0427)	0.0718** (0.0341)
Literacy	-0.0696* (0.0383)	0.0418 (0.0522)	0.0242 (0.0413)	0.0042 (0.0322)
ISCO FE	1 dígito	1 dígito	1 dígito	2 dígitos
Observaciones	2887	2696	3177	8760
R-squared	0.31	0.41	0.34	0.36

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 4 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 al 10%, 5% y 1%. *Fuente:* Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A6: Descomposición detallada de la brecha salarial por género por Oaxaca-Blinder para el promedio de países

Diferencia	Promedio	
	0.118***	
	Explicado	No Explicado
	-0.00744	0.111***
Literacy	0.000305	-0.00375
Numeracy	0.0110*	0.00108
Edad	-0.00908	-0.581
Edad ²	0.00494	0.139
Educación	-0.0487***	0.314**
Experiencia	0.0191**	0.0719
Abstract	0.00571**	-0.00108
Nativo	-0.000958	0.0587
Sector Privado	-0.00835***	0.0782
Entrenam.	0.00436	-0.0440**
Formal	-0.000232	0.0924
Tamaño: 1-10	-0.00583**	-0.0143
Tamaño: 11-50	0.00297	-0.00207
Tamaño: 51-250	0.00423**	-0.0100
Tamaño: 251-1000	0.00357**	0.00109
Tamaño: 1000 +	0.00153	-0.00370
Auto Empleo	0.0229**	0.0500**
Observaciones	8150	

Nota La descomposición se realiza mediante el método de Oaxaca-Blinder en dos etapas. La estimación se basa a la ecuación 4 detallada en la metodología incorporando las medidas de habilidad cognitiva y del contenido de tareas. 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 al 10%, 5% y 1%. *Fuente:* Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Tabla A7: 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)
Observaciones	1963	1963
País FE	SI	SI

Nota Resultados de una regresión probit en base a la ecucacion 15 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.. Los asteriscos denotan significatividad estadística al 10%, 5% y 1%. *Fuente:* Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Appendix B

8.1 *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 et al. \(1980\)](#). 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*:

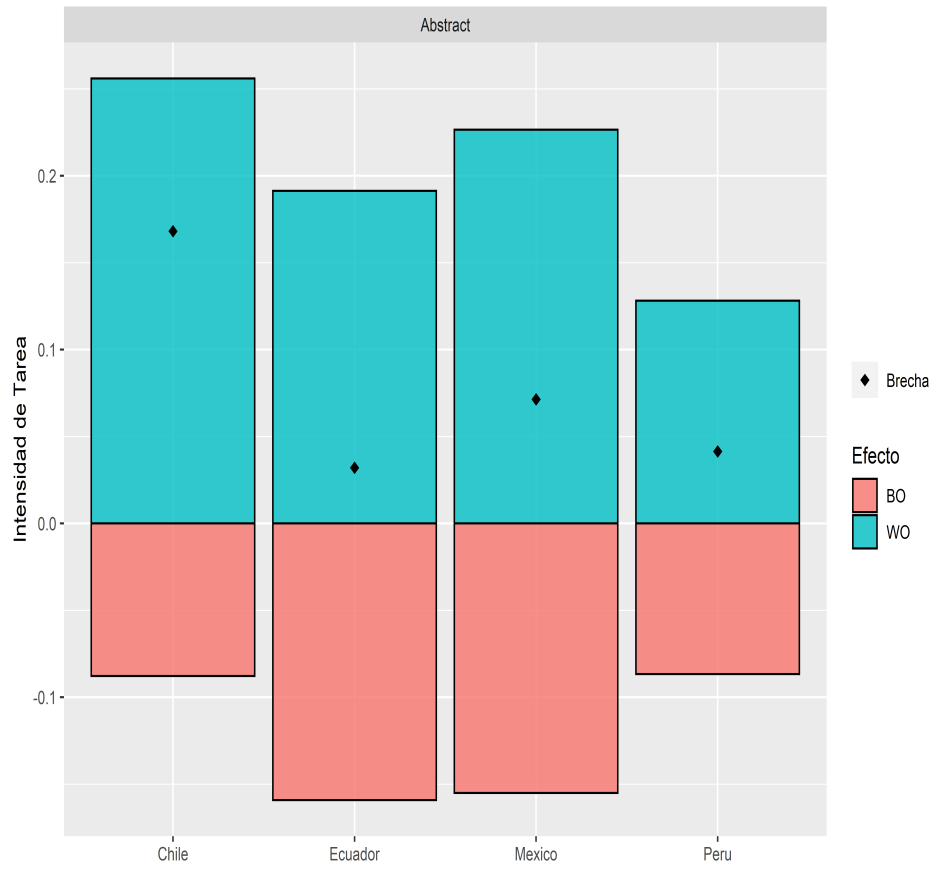
$$\begin{aligned} T_H^i - T_F^i &= \sum_{j \in ISCO} \alpha_{jH} t_{jH}^i - \sum_{j \in ISCO} \alpha_{jF} t_{jF}^i = BO^i + WO^i \\ BO^i &= \sum_{j \in ISCO} (\alpha_{jH} - \alpha_{jF}) t_{jH}^i \\ WO^i &= \sum_{j \in ISCO} (t_{jH}^i - t_{jF}^i) \alpha_{jF} \end{aligned}$$

Donde:

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

El Gráfico [A1](#) 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 A1: Descomposición de la brecha de género en tareas abstractas entre ocupaciones y al interior de las ocupaciones.



Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

Appendix C

8.2 Definición de tareas

En su gran mayoría la información del contenido de tareas en las contribuciones seminales de [Autor et al. \(2003\)](#), [Autor et al. \(2006\)](#) y [Autor and Dorn \(2013\)](#) provienen de la base de O*NET, o de su predecesor DOT. Estas fuentes 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 propuesta se busca mantener la mayor concordancia posible con trabajos cercanos que exploran el contenido de tareas, al mismo tiempo que incorporar algunas variantes, que entendemos, mejoran al análisis. La tabla siguiente, expande sobre la Tabla 4, detallando el criterio para construir la medida preferida de tareas abstractas, así como las medidas alternativas de rutina y manual.

Tabla A1: Definición de los índices de tareas a partir de variables del uso de habilidades y de características del trabajo.

Tarea	Variables	Dimensión
Abstract	How often - Problem solving - Complex problems	Skill use work
	How often - Use advanced math or statistic	Skill use work
	How often - Literacy - Write reports	Skill use work
	How often - Planning others activities	Skill use work
	How often - Influencing people	Skill use work
	How often - Negotiating with people	Skill use work
Routine	How often - Planning own activities	Skill use work
	How often - Organising own time	Skill use work
	Work flexibility - Sequence of tasks	Current work
	Work flexibility - How to do the work	Current work
	Work flexibility - Speed of work	Current work
Manual	How often - Working physically for long	Skill use work
	How often - Using hand or fingers	Skill use work

Fuente: Elaboración propia en base a datos de PIAAC.

Entre los trabajos que emplean índices de nivel de tareas a partir de PIAAC encontramos principalmente los de [De La Rica and Gortazar \(2016\)](#), [De La Rica et al. \(2020\)](#) y [Marcolin et al. \(2019\)](#). Nuestra medida preferida de tareas abstractas se acerca mucho a la definición empleada en los dos primeros y particularmente con el trabajo de [De La Rica et al. \(2020\)](#). La diferencia radica en 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.

Por su parte, la definición de rutina se asemeja más a las mediciones de [Marcolin et al. \(2019\)](#), a diferencia de [De La Rica and Gortazar \(2016\)](#) y [De La Rica et al. \(2020\)](#), quienes definen las tareas rutinarias como el opuesto a tareas que serían abstractas. Para inferir el nivel de rutina estos últimos autores toman una medida que es el inverso del índice conformado por “instruir, entrenar o enseñar a las personas, individualmente o en grupos”; “Hacer discursos o dar presentaciones” y “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 excesivamente y estar en esencia capturando el mismo aspecto del contenido de tareas.

Por esta razón es que el índice de rutina propuesto se asemeja más al de [Marcolin et al. \(2019\)](#) 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 and 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 de cuanto pueden decidir la manera en que realizan sus actividades y organizan y planifican 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.

Para operativizar esta definición de rutina, a la dimensión de “uso de habilidades en el trabajo” (Skill use at work) se suman preguntas acerca “características del trabajo actual” (Current work) que captura otra serie de atributos que describen a la ocupación. En ambos casos la escala es la misma (1-5) y como fue explicado anteriormente, el valor final es el resultado de estandarizar cada una de las preguntas que conforman el índice y tomar el valor promedio entre ellas.

Respecto al contenido manual, este se compone de solo dos ítems, al igual que en [De La Rica et al. \(2020\)](#), ya que las preguntas que pueden relevar esta dimensión son menos. Según el criterio de [De La Rica and 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 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.

Nuestra opción por las tareas abstractas como medida preferida se basa en el hecho de que las definiciones previas que emplea la literatura tienden a converger en mayor medida en la construcción de este índice. Esto es, existe una intersección significativa en las preguntas sobre las que se construye el índice, por lo que el grado de discrecionalidad es menor que en el caso de las medidas de rutina y manual. Esto a su vez permite la comparación con otros trabajos de manera más directa. Asimismo, este índice se compone de preguntas que provienen todas de una misma dimensión (Skill use at work), lo que supone una escala homogénea facilitando su interpretación.

8.3 Comparación con medidas extrapoladas

Para finalizar, 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 and Dorn \(2013\)](#) (AD) 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. Aplicando luego las correspondencias entre clasificadores (SOC a ISCO) se logra obtener el correlato para ISCO, lo que permite empalmar con PIAAC y estimar la correlación entre ambas medidas para cada país.

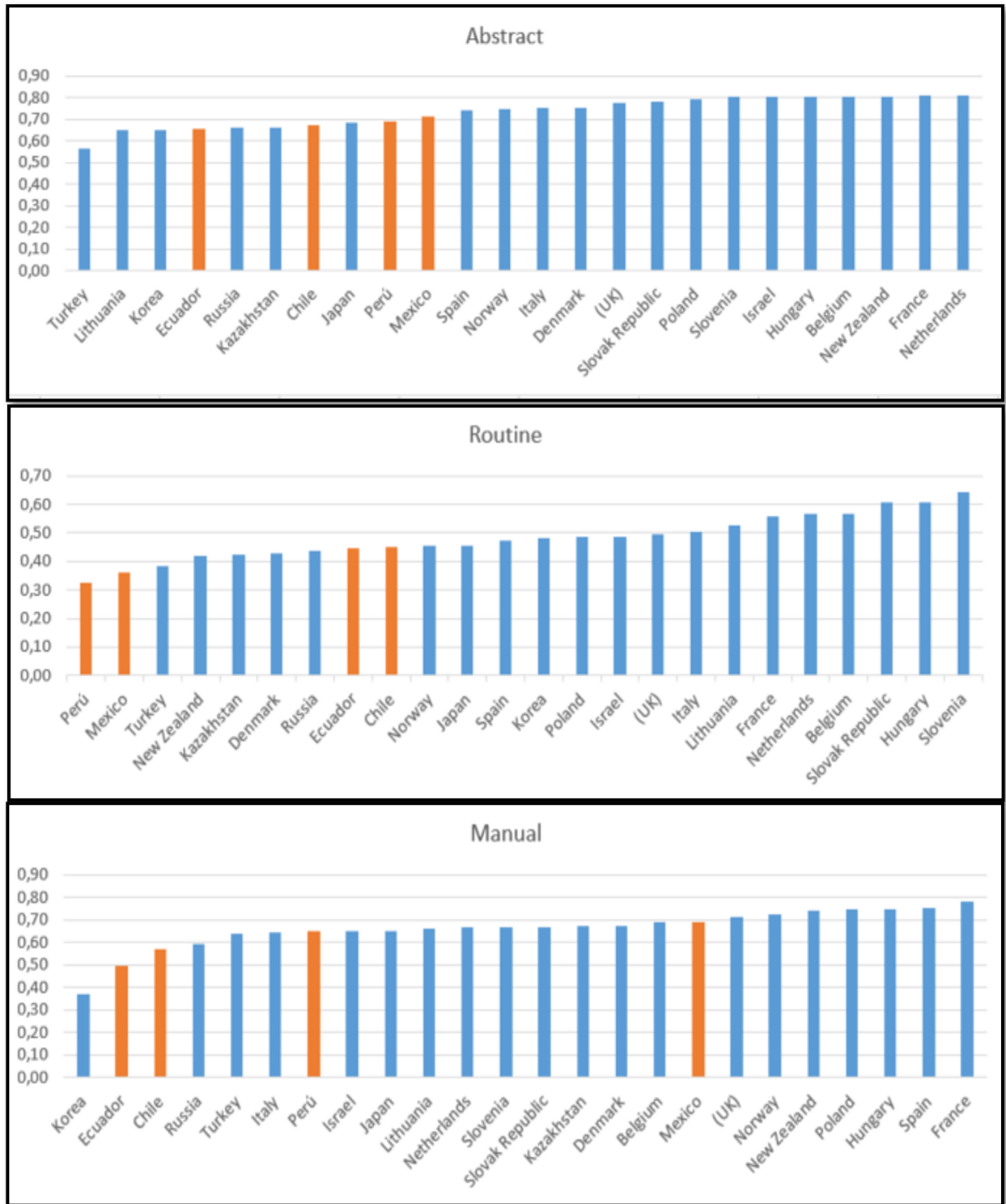
Del Gráfico [A2](#) se desprende que, para las tareas rutinarias y manuales, la correlación entre ambas medidas es más baja para países en desarrollo (y entre ellos para los países de la región) comparando con los valores de la correlación para el caso de países desarrollados. Incluso para tareas abstractas, los cuatro países latinoamericanos se ubican del medio hacia al fondo del ranking. El punto a destacar es que el análisis puede divergir según la fuente de los datos empleada, siendo dicha diferencia más probable o más marcada en el caso de los países que analizamos en este trabajo, puesto que las medidas de tarea entre O*NET y PIAAC tienden a parecerse menos entre sí. Entre los tres tipos de tareas, la dimensión de rutina es la más sensible a este aspecto.

Gráfico A1: 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>

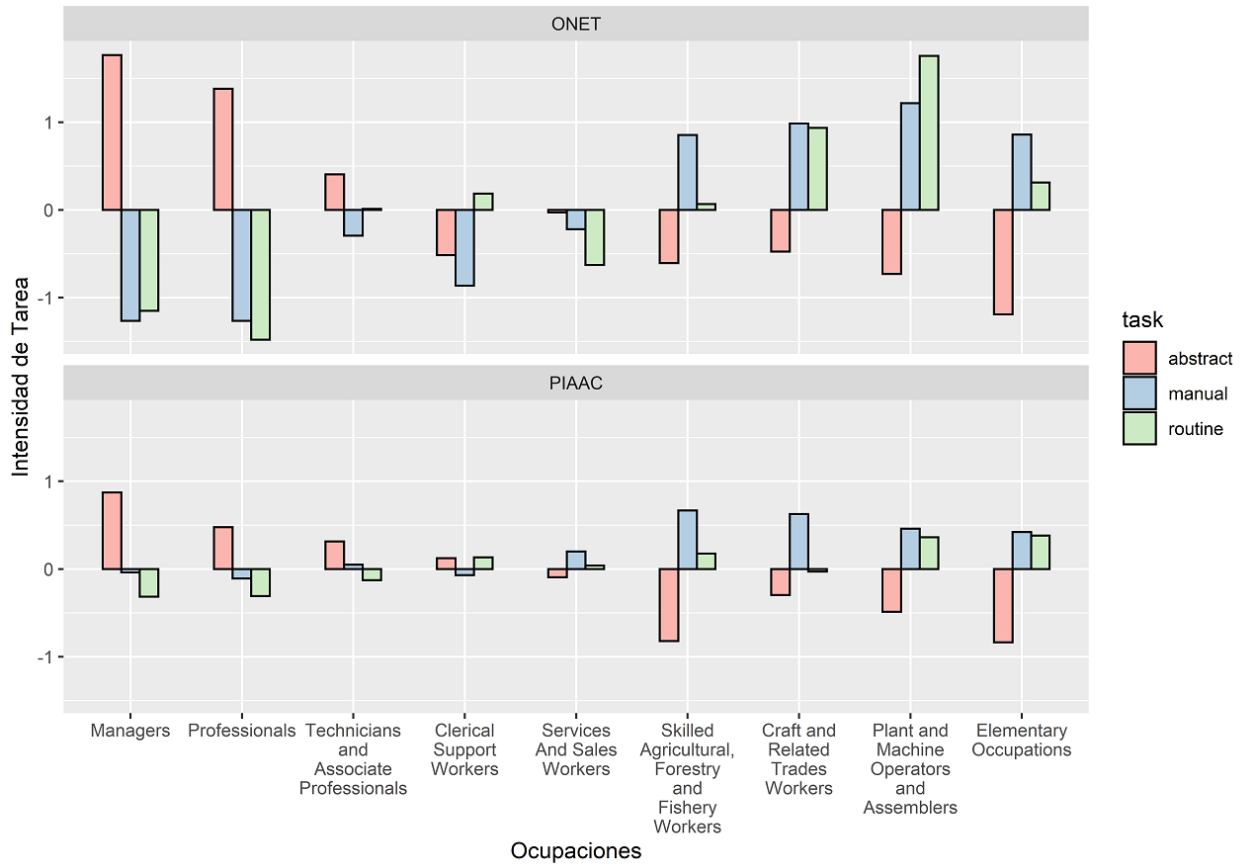
Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

Gráfico A2: Comparación entre las estimaciones del contenido de tarea utilizando O**NET y PIAAC por ocupaciones a un dígito de ISCO.



Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

Gráfico A3: Correlación entre las estimaciones del contenido de tarea utilizando O*NET y PIAAC para países de América Latina.



Fuente: Elaboración propia en bases a datos de PIAAC.

Appendix D

8.4 Descomposición de Oaxaca-Blinder

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 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:

$$\begin{aligned}\bar{W}_H - \bar{W}_M &= D = E + R + I \\ D &= (\bar{X}_M - \bar{X}_H)\delta_H + \bar{X}_H(\bar{\delta}_M - \bar{\delta}_H) + (\bar{X}_M - \bar{X}_H)(\bar{\delta}_M - \bar{\delta}_H)\end{aligned}$$

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 \(2004\)](#) 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)

$$\begin{aligned}\bar{W}_H - \bar{W}_M &= D = E + U \\ D &= (\bar{X}_M - \bar{X}_H)\delta^* + \bar{X}_H(\delta_H - \delta^*) + \bar{X}_M(\delta_M - \delta^*)\end{aligned}$$

A partir de aquí, al incorporar las medidas de habilidades y tareas podemos ampliar el conjunto de factores para re-expresar 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:

$$E = (\bar{X}_M - \bar{X}_H)\delta^* + (\overline{Skill}_M^n - \overline{Skill}_H^n)\beta^* + (\overline{Task}_M^k - \overline{Task}_H^k)\gamma^* + \quad (5)$$

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.

$$U = \overline{X}_H(\delta_H - \delta^*) + \overline{X}_M(\delta_M - \delta^*) + \overline{Skill}_H^n(\beta_H - \beta^*) + \overline{Skill}_M^n(\beta_M - \beta^*) + \overline{Task}_H^k(\gamma_H - \gamma^*) + \overline{Task}_M^k(\gamma_M - \gamma^*) \quad (6)$$

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 4 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.¹⁴ Las variables que originalmente son binarias se mantienen como tales.

Appendix E

Para la sección que evalúa las perspectivas del empleo respecto al cambio tecnológico, los datos de PIAAC se complementan con datos del World Economic Forum (WEF), generados en el marco del reporte “Future of Jobs Reports” publicado en Octubre 2020. 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 productivas, sobre las habilidades relevantes y el nivel de capacitación de la fuerza laboral, en relación con 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.

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 200 ¹⁵. 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:

$$P(e = 1)_{ij} = \alpha + \sum \beta_k Task_{ij}^k + \gamma Skill_{ij}^{num} + \sum \delta_m X_{ij}^m + \mu$$

$$P(r = 1)_{ij} = \alpha + \sum \beta_k Task_{ij}^k + \gamma Skill_{ij}^{num} + \sum \delta_m X_{ij}^m + \mu$$

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.

A modo ilustrativo, y para comprender a qué tipo de empleos nos estamos refiriendo en cada caso, en la Tabla A1 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 cuales de esas ocupaciones son más comunes en la región.

De la tabla 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

Tabla A1: Ocupaciones emergentes y redundantes más frecuentes.

Ocupaciones redundantes mas frecuentes		Ocupaciones emergentes mas frecuentes	
ISCO	Título ISCO	ISCO	Título ISCO
2411	Contadores	3512	Técnicos en tecnologías de la información y las comunicaciones
3122	Supervisores de línea de fabricación	2511	Anlista 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 repositores 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.

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.

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 A2 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.

La tabla 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

Tabla A2: 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.

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. 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.

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