

# DOCUMENTO DE TRABAJO N°22

## Automatización: nuevas estimaciones para Chile

Jose Acuña  
Juan Bravo



FEBRERO 2023

# Automatización: nuevas estimaciones para Chile

Jose Acuña<sup>1</sup> y Juan Bravo<sup>2</sup>

## Resumen

- Se estima que la probabilidad promedio de automatización del empleo en Chile fue de 50,7% en 2015, de 47,7% en 2017 y de 43,6% en 2020.
- Sin embargo, una medida mucho más relevante en términos analíticos y de política pública es el porcentaje de empleos con alto riesgo de automatización, es decir, aquellos que presentan una probabilidad superior al 70% de ser automatizados y, por ende, de desaparecer. Las cifras revelan que en 2020 el 25,6% de los ocupados estaba en alto riesgo de automatización, cifra ligeramente mayor al 24,8% observado en 2017, aunque menor al 29,7% exhibido en 2015.
- El examen de los datos muestra que hay una mayor prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización entre quienes ejercen una ocupación de mediana calificación, los hombres, quienes pertenecen a los quintiles intermedios de ingreso (2, 3 y 4), quienes trabajan como dependiente y entre quienes se desenvuelven en las ramas de actividades inmobiliarias, actividades financieras y transporte y almacenaje.
- La reducción de la prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización entre 2015 y 2017 obedece tanto a una destrucción de empleos en alto riesgo de automatización -el cual cayó 12,4% entre 2015 y 2017- como a un incremento de empleos con riesgo bajo y moderadamente bajo de automatización, los cuales aumentaron 10,1% y 26,9%, respectivamente, en ese lapso de tiempo. Este patrón de cambios en la composición del empleo es el que se esperaría observar a medida que avanza el proceso de adopción tecnológica que sustituye aquellas tareas humanas que pueden ser definidas en términos de reglas codificables.
- Entre 2017 y 2020 se observa que el empleo con bajo riesgo de automatización siguió aumentando, lo que indica que, a pesar de los efectos devastadores de la crisis sanitaria sobre el mercado laboral, este tipo de empleo estuvo relativamente más protegido en comparación a otros segmentos de ocupados con mayor riesgo de automatización. Por el contrario, en este lapso de tiempo se observa una fuerte destrucción de empleo con riesgo de automatización moderadamente alto y moderadamente bajo, los que disminuyeron 44,5% y 31,4% en ese periodo, respectivamente. Por su parte, el empleo en alto riesgo de automatización tuvo una caída de 9,6% entre 2017 y 2020.
- Entre los empleos en alto riesgo de automatización destacó la caída de auxiliares de aseo y conductores de vehículos motorizados, que explicaron el 31,4% y el 30,7% de la reducción de este tipo de empleo entre 2017 y 2020, respectivamente.
- Entre los empleos en bajo riesgo de automatización destacó el incremento de profesionales de la educación, los que explicaron el 41,3% del aumento de este tipo de empleo entre 2017 y 2020.
- En los años 2015, 2017 y 2020 se repiten como relevantes dentro de los ocupados en alto riesgo de automatización ocupaciones como conductores de vehículos motorizados; vendedores de tiendas, almacenes y puestos; encargados del registro de materiales y transportes; operadores de instalaciones fijas y máquinas; y, vendedores de entradas y cajeros.

---

<sup>1</sup> Investigador del Observatorio del Contexto Económico de la Universidad Diego Portales (OCEC-UDP).

<sup>2</sup> Director del Observatorio del Contexto Económico de la Universidad Diego Portales (OCEC-UDP).

## I. Introducción

La automatización como fenómeno laboral corresponde al proceso de sustitución de tareas humanas mediante el uso de tecnologías o capital. El surgimiento de la Cuarta Revolución Industrial ha reavivado los temores respecto a los eventuales efectos negativos que puede generar este fenómeno sobre el mercado laboral.

Lo cierto, sin embargo, es que el mundo ya ha vivido anteriormente otras 3 revoluciones industriales, lo que ha estimulado el crecimiento económico en el mundo y, con ello, elevado el bienestar. Sin embargo, estos procesos no han estado exentos de costos, pues el cambio tecnológico se traduce en cambios de composición en el mercado laboral. Aunque el avance tecnológico genera nuevos empleos también puede afectar negativamente a aquellos trabajadores inmersos en ocupaciones en donde las tareas humanas están siendo sustituidas y que tienen pocas herramientas para poder adaptarse al cambio y baja capacidad de trasladarse a otras ocupaciones distintas a las que están en proceso de automatización.

En ese sentido, los esfuerzos deben apuntar a maximizar los beneficios del progreso tecnológico y reducir al mínimo sus eventuales impactos negativos, para lo cual es esencial contar con antecedentes empíricos que puedan ser usados en la implementación de políticas públicas con este fin.

El objetivo de este estudio es evaluar cuantitativamente la exposición al riesgo de automatización de la población ocupada en Chile y analizar los cambios en la composición del empleo según el grado de riesgo de automatización utilizando información propia del mercado laboral chileno para los años 2015, 2017 y 2020. A diferencia de los estudios internacionales que incluyen a Chile, este trabajo utiliza una encuesta de caracterización socioeconómica nacional (CASEN) en conjunto con una evaluación de habilidades para adultos (PIAAC, realizada por la OCDE y que incluye información para Chile) para efectuar una mejor caracterización de la realidad del mercado laboral chileno y así obtener mejores estimaciones de la probabilidad de automatización de los ocupados en nuestro país.

## II. Revisión de literatura

En esta sección se entrega una revisión de los principales estudios sobre automatización. Se comienza con una revisión histórica de los procesos de automatización y su desarrollo en el tiempo. Posteriormente se revisará la evidencia internacional donde se muestran los resultados de estimaciones para distintos países y finalmente se realiza un resumen de los trabajos sobre automatización en Chile.

## II.1. Una perspectiva histórica de la automatización

En el marco del desarrollo de la tecnología, las últimas décadas se han caracterizado por un avance exponencial en esta materia, a tal punto que estos avances fueron catalogados como punto de partida de una nueva “revolución industrial” por los cambios radicales y abruptos que se avizoraban. Desde una perspectiva histórica se puede mencionar que, a lo largo del tiempo, se presenciaron tres etapas catalogadas como revoluciones industriales, las cuales potenciaron el crecimiento de los países. La primera, tuvo lugar en el siglo XVIII, donde se logró mecanizar la producción mediante el uso del agua y el vapor. La segunda, se dio en el siglo XIX donde se logró crear, en base al uso de la electricidad, la producción en masa. Y finalmente la tercera tuvo lugar en el siglo XX donde en base a la electrónica y las tecnologías de información se logró la automatización de procesos productivos (Schwab, 2016).

Estos procesos de revolución industrial trajeron consigo procesos de crecimiento económico, pero también se produjeron cambios importantes en el mercado laboral. Una de las primeras teorías que aborda esta problemática con el objetivo de explicar estos cambios es la denominada “cambio tecnológico sesgado por calificaciones” (SBTC por sus siglas en inglés). Lo que postula esta teoría es que las nuevas tecnologías que potencian la productividad están sesgadas por calificaciones, es decir, que los trabajadores más calificados son más capaces de utilizar las nuevas tecnologías (Tinbergen, 1974, Acemoglu 2002). De hecho, las nuevas tecnologías llegan a ser complementarias a los trabajadores de más calificación mientras que actúan como sustitutos de los trabajadores de baja calificación. Entonces, este cambio tecnológico aumenta la productividad relativa de los trabajadores altamente cualificados con respecto a la mano de obra poco cualificada y, por tanto, aumenta su demanda relativa de mano de obra (Acemoglu y Autor, 2011).

Esta teoría pudo explicar de bastante buena manera los patrones de empleo y salarios observados en Estados Unidos en la década de los ochenta. Sin embargo, esta teoría no pudo explicar el comportamiento de estas variables en otros países y en otras décadas. Además, tampoco fue capaz de explicar el fenómeno llamado “polarización del empleo” que consistió en una reducción de la prevalencia en el empleo de los puestos de mediana calificación y el incremento de esta en los puestos de trabajo de alta y baja calificación observada en la década de los noventa (Autor et al. 2006; Goos y Manning, 2007).

A raíz de estas limitaciones de la SBTC, Autor, Levy y Murnane (2003), proponen una versión más refinada de esta teoría denominada “cambio tecnológico sesgado por la rutina” (RBTC, por sus siglas en inglés). Esta teoría establece que los procesos de

producción están definidos en términos de tareas. Estas tareas pueden ser distribuidas entre trabajadores o capital (máquinas) dependiendo del grado en que sean automatizables (repetitivas y codificables), separabilidad con otras tareas y de los costos relativos respecto a la mano de obra. En este marco, la teoría RBTC sugiere que los desarrollos tecnológicos afectarán mayormente a aquellos trabajos que contienen un alto grado de rutina, los cuales incluyen labores físicas repetitivas típicas de ocupaciones de producción y operativas, tales como ensambladores y operadores de máquinas; y labores cognitivas repetitivas, que son características de ocupaciones de oficinas/administrativas como telefonistas o cajeros de banco (Sebastian y Biagi, 2018). Este tipo de tareas tienden a concentrarse más en ocupaciones de mediana calificación.

Asimismo, la teoría RBTC indica que aquellos trabajos con tareas cognitivas no rutinarias que se llevan a cabo principalmente en ocupaciones directivas, profesionales y creativas son difíciles de sustituir y suelen complementarios a la tecnología. Por su parte, aquellas labores caracterizadas por tareas físicas no rutinarias, que son típicas de ocupaciones de servicios, son relativamente más difíciles de automatizar porque requieren proximidad física, comunicación interpersonal flexible y la utilización de destrezas. Así, bajo esta teoría, los empleos de alta y los de baja calificación se verían menos propensos al riesgo de automatización en comparación a los empleos de mediana calificación.

Posteriormente, el avance de la inteligencia artificial ha generado cambios de paradigma respecto al tipo de ocupaciones susceptibles a ser automatizadas. En las últimas décadas los avances tecnológicos fueron bastante significativos a tal punto que se cambió el foco de discusión respecto de la automatización, dado que antes esto afectaba principalmente a aquellas ocupaciones de mediana o baja calificación que, en general, implican la realización de una proporción más alta de tareas repetitivas o rutinarias. Sin embargo, a partir de la década pasada, se mejoró el desempeño de las tecnologías mediante el desarrollo de la inteligencia artificial, creando máquinas “inteligentes” que demostraron ser capaces de superar a los humanos, incluso en tareas cognitivas específicas (Petropoulos, 2021). En este marco, Frey y Osborne (FO) (2017) desarrollaron un estudio donde establecen que, a partir de la presencia de la inteligencia artificial, las tareas automatizables pueden extenderse no solo a tareas rutinarias, sino también a tareas no rutinarias que no estén sujetas a los denominados “cuellos de botella tecnológicos”. Estos, hacen referencia a toda aquella actividad donde la tecnología no sea capaz de ejecutar el conjunto de tareas de una ocupación. Así, el riesgo de automatización de una actividad no solo dependerá de cuán rutinaria sea, sino de que pueda ser definida en términos de reglas codificables.

A partir de este nuevo paradigma se han desarrollado diversos estudios que abordan los distintos efectos de la automatización.

Un aspecto importante a destacar de esta nueva evidencia es que, a diferencia de la visión tradicional, donde se evidenció que los procesos de automatización afectan en mayor medida a los trabajadores de medianos o bajos salarios (Acemoglu y Restrepo, 2018; Michaels, Natraj y Van Reenen, 2014), la inteligencia artificial tiene aplicaciones en industrias altamente calificadas y bien remuneradas (Frank et al. 2019). Esta evidencia está alineada con la literatura que establece que la inteligencia artificial ha desarrollado el potencial para llevar a cabo tareas en las que anteriormente se pensaba que el juicio humano era indispensable y, actualmente algunas áreas donde se está desarrollando esta tecnología son el sector financiero, especialidades médicas, transporte, entre otras (Acemoglu y Restrepo, 2018; Grace et al. 2018). Según expertos en el área, la inteligencia artificial sobrepasará el desempeño de los humanos en un futuro próximo lo que indica que con el tiempo los trabajadores altamente calificados estarán cada vez más expuestos a la automatización (Webb, 2020; Felten, Raj y Seamans, 2019; Grennan y Michaely, 2020; Frank et al., 2019; Acemoglu y Restrepo, 2018; Grace et al. 2018).

A la luz de estas estimaciones, se generó una percepción de ansiedad respecto de la automatización y su poder transformador sobre el mercado laboral (Loewen y Lee-Whiting, 2021). Sin embargo, la evidencia muestra que esta percepción sería algo exagerada, dado que en la última década (hasta la llegada de la pandemia) para los países de la OCDE, en general, hubo crecimiento de los niveles de empleo y, en general, efectos netos positivos en la creación del empleo (Georgieff y Milanez, 2021). Con todo, la llegada del COVID-19 ha hecho que las especulaciones respecto de los impactos negativos de la automatización sobre el mercado laboral vuelvan a ganar fuerza bajo la lógica de que las tecnologías que sustituyen a la mano de obra no se ven afectadas por el virus y ofrecen perspectivas de un potencial ahorro en costos para las empresas (Georgieff y Milanez, 2021). Otro aspecto que refuerza esta hipótesis es el hecho de que durante las recesiones se producen pérdidas de empleo de ocupaciones rutinarias (más fáciles de automatizar) y en los procesos posteriores de recuperación muchos de estos puestos de trabajo no son recuperados, ya que son reemplazados en gran medida por la tecnología (Jaimovich y Siu, 2020; Blit, 2020; Hershbein y Kahn 2018).

La evidencia empírica tiende a avalar esta visión, puesto que muestra que el desarrollo de la pandemia potenció los procesos de automatización (Egaña, Cruz y Micco. 2022; Loewen y Lee-Whiting, 2021; Ding y Molina, 2020).

## II.2. Evidencia internacional

La transformación digital y el cambio tecnológico tienen efectos en múltiples esferas incluyendo la económica. Uno de los impactos económicos más grandes que generará este avance tecnológico es la transformación del mercado laboral. Al respecto, en la literatura se encuentran diversos estudios que intentan estimar el impacto de la automatización en el empleo. Entre estos destaca, en primer lugar, el estudio de Frey y Osborne (2017). Este estudio es de alta relevancia pues dio pie a estimaciones posteriores, las cuales difieren en la metodología o en los criterios utilizados, pero que se basan en las ideas matrices de este trabajo. El objetivo de esta investigación era conocer las características y cuantificar los empleos que estaban en riesgo de ser automatizados. En una primera etapa, se realizó un seminario con expertos en *machine learning* del Departamento de Ciencias de la Ingeniería de la Universidad de Oxford donde los autores les dieron a los participantes una lista de 70 ocupaciones<sup>3</sup> (de un total de 702 ocupaciones de la O\*Net<sup>4</sup>), para evaluar si, dadas las tareas requeridas para realizar esa ocupación, era posible transformar en un algoritmo dicha ocupación<sup>5</sup>. A las ocupaciones que se consideró como no automatizables se les etiquetó con un 0, mientras que las automatizables se etiquetaron con un 1. Adicionalmente, los autores solicitaron a los expertos establecer los principales “cuellos de botella” que la inteligencia artificial y la robótica tienen que superar, concluyendo que estos son: i) percepción y manipulación, ii) inteligencia creativa y iii) inteligencia social. En una segunda etapa los autores toman la descripción completa de las 70 ocupaciones a partir de la O\*Net, la cual incluye una lista de habilidades cognitivas y manuales y los conocimientos necesarios para realizar un trabajo. Luego, dentro de dicha lista los autores seleccionan nueve habilidades que describen estos cuellos de botella y determinan que si un empleo requiere utilizar en alto grado estas nueve habilidades es más difícil de automatizar. Estas habilidades son: persuasión, negociación, sensibilidad social, asistencia y cuidado de otras personas, originalidad, conocimientos de bellas artes, destreza de dedos, destreza manual y capacidad para trabajar en un entorno estrecho. Posteriormente los autores no entrenan un algoritmo

---

<sup>3</sup> Es importante mencionar que la categorización hecha por los expertos se basa en la tecnología existente hasta 2010.

<sup>4</sup> O\*Net es la red de información principal sobre la información ocupacional de Estados Unidos. Esta cuenta con una base de datos pública que contiene información de cientos de descriptores estandarizados de ocupaciones específicas

<sup>5</sup> En específico la pregunta que se les realizó a los expertos fue: “¿Es posible que las tareas requeridas por este trabajo sean lo suficientemente especificadas, condicional en la disponibilidad de *big data*, para ser ejecutadas por equipos de última generación?”

para que aprenda a estimar la probabilidad de automatización ligando las 70 ocupaciones catalogadas como automatizables/no automatizables con la importancia de estas 9 habilidades en dichas ocupaciones. El algoritmo entrenado se utiliza para calcular la probabilidad de automatización de las 702 ocupaciones de la O\*Net. Finalmente, el resultado principal de este estudio es que el 47% de los trabajos en Estados Unidos estaban en alto riesgo de automatización.

Con posterioridad a dicho estudio, Arntz, Gregory y Zierahn (AGZ) (2016) publicaron un trabajo donde encuentran un resultado bastante distinto al que presentan FO, dado que en este caso encuentran que solo el 9% de los trabajadores de Estados Unidos tenía alto riesgo de automatización. Asimismo, en promedio, para los países miembros de la OCDE se encuentra que el 9% de los empleos enfrenta alto riesgo de automatización. Estos resultados tan disímiles se deben a diferencias metodológicas entre los autores. Una de las principales diferencias respecto al estudio de FO es que en este caso se utiliza información a nivel de trabajador y no a nivel de ocupación, lo que permite analizar y tomar en cuenta que no todos los trabajadores que ejercen una misma ocupación realizan las mismas tareas. Por el contrario, el enfoque de FO asume que no existen variaciones en las tareas que realizan los trabajadores de una misma ocupación. En consecuencia, a diferencia de FO que utilizan un enfoque basado en ocupaciones -ya que se concentran en las características de la ocupación-, AGZ utilizan un enfoque basado en tareas, donde las tareas realizadas por los trabajadores son el centro de análisis. La intuición de este enfoque radica en que una ocupación es un conjunto de tareas y si algunas de estas son cruciales y netamente “humanas” no se pueden separar del resto de tareas, por tanto, el empleador no podrá sustituir al trabajador. Otro aspecto diferenciador respecto del estudio de FO es que AGZ amplían la gama de tareas analizadas por FO.

A partir de estos estudios, en años posteriores distintos autores trataron de estimar la probabilidad de automatización utilizando diferentes enfoques. Revisando los resultados se advierte que estos varían en las estimaciones puntuales. Estas diferencias se dan debido a las diferentes metodologías aplicadas y a los criterios utilizados para realizar las estimaciones. En la Tabla 1 se presenta un breve resumen de los principales estudios.

Adicionalmente, en la literatura se han desarrollado metodologías alternativas para la medición del impacto de la automatización en el mercado laboral. Dentro de estas se destacan por un lado aquellos trabajos que tratan de aproximar la intensidad de las tareas rutinarias en las industrias, dado que aquellas industrias con mayor intensidad de tareas rutinarias, adoptaron tecnologías computacionales con mayor rapidez. Estos estudios se basan en el trabajo de Autor et al. (2003) y su índice de



intensidad de tareas rutinarias (RTI por sus siglas en inglés)<sup>6</sup>. Por otra parte, existen estudios que aproximan la exposición de los trabajos a las nuevas tecnologías en base a las patentes tecnológicas, las cuales son candidatas naturales como proxys de innovación y avance tecnológico, en especial considerando que estas cuentan con información detallada de lo que hace cada tecnología, lo que permite identificar los posibles puestos que podrían estar afectados a un posible reemplazo. Entre estos se pueden mencionar el trabajo de Dechezleprêtre et al. (2021); Webb (2020) y Mann y Puttmann (2019).

**Tabla 1**  
**Estudios donde se estima la probabilidad de automatización del empleo**

Año en que se proyecta materialización de las estimaciones	País en estudio	Principales resultados	Autor
Sin Año Especificado	21 países OCDE	Los resultados sugieren que para 21 países de la OCDE, 9% de los trabajos presentan alto riesgo de automatización.	Arntz, Gregory y Ziehran (2016)
2030	Global	15% de trabajadores a nivel global potencialmente serán desplazados por la adopción de automatización, esto equivale a 400 millones de trabajadores a tiempo completo.	McKinsey Global Institute (2017)
Sin Año Especificado	32 países OCDE	El promedio de trabajos con alto riesgo de automatización es de 14%, (66 millones de trabajadores) y 32% de trabajos presentan una probabilidad de ser automatizados entre 50% y 70%, lo que representa una porción importante de trabajadores que necesitarán adecuar sus habilidades.	Nedelkoska, Quintini (2018)
2030	29 Países OCDE + Singapur + Rusia	En promedio, 30% de los trabajos en los 29 países de la muestra estarán en un potencial riesgo de automatización para mediados de 2030.	Hawksworth, Berriman y Saloni - PwC (2018)
2060	Global	Existe un 50% de probabilidad que las máquinas cumplan las tareas mejor y a un menor costo que los trabajadores en un horizonte de 45 años y un 10% de probabilidad de que ocurra en los próximos 9 años. Sin embargo, existe una gran variación entre áreas geográficas dado que en Asia se espera que la inteligencia artificial supere totalmente a los humanos en 30 años, mientras que en Norteamérica se espera que esto ocurra en 74 años.	Grace et al. (2018)
Sin Año Especificado	América Latina (12 países)	Para 12 países de América Latina, cerca del 40% de los empleos tendrían alto riesgo de automatización. Los autores ajustan estas estimaciones excluyendo a trabajadores de baja productividad y este porcentaje se reduce a 16%.	Weller, Gontero y Campbell (2019)
2025	26 países	Los trabajos cuyas actividades son de rutina disminuirán en 6,4% mientras que las profesiones emergentes crecerán un 5,7%. Esto implica que 85 millones de trabajos serán desplazados por un cambio entre personas y máquinas, mientras que se crearán 97 millones de trabajos que se adapten a las nuevas tecnologías	World Economic Forum (2020)
Sin Año Especificado	4 Países	En Bolivia, Chile, Colombia y El Salvador, 21,2% de mujeres tienen un alto riesgo de automatización. Mientras que para los hombres este porcentaje asciende a 18,9%	Egaña et al. (2022)

Fuente: Elaboración propia

<sup>6</sup> Otros trabajos que utilizan esta aproximación son Guarascio et al. (2018); Marcolin et al. (2016); Goos et al. (2014).

Con todo, estos estudios han recibido distintos tipos de críticas en cuanto a la arbitrariedad de algunos de sus supuestos o criterios, la falta de transparencia en algunos aspectos del proceso estimativo o por no publicar las bases de datos con las que trabajaron para poder replicar los resultados. En resumen, no existe un consenso sobre si alguna metodología es superior a otra para estimar los impactos de la automatización o para estimar la probabilidad de automatización del empleo. Sin embargo, cabe recalcar que, a pesar de que estas críticas son válidas en el sentido de señalar las limitaciones de estas metodologías, estos estudios entregan un marco analítico importante para la realización de estudios sobre el tema.

### II.3 Evidencia para Chile

Con respecto a la evidencia en Chile, se puede advertir que la literatura actualmente está en un estado incipiente en cuanto a estudios que abordan la problemática de la automatización. Uno de los primeros trabajos realizados para Chile es el de la Fundación Chile (2017), quienes construyen el índice de intensidad de rutina (RII), de manera tal de medir el nivel de intensidad de rutina de las tareas realizadas. Los autores encuentran que el 24,4% de los trabajadores está en tareas altamente rutinarias y, por ende, con mayor exposición a la automatización. Además, encuentran que los sectores de agricultura, silvicultura y pesca, transporte y almacenamiento y minería son las ramas con mayor RII. Por su parte, Manyika et al. (2017), establece que, a nivel agregado para Chile, el 49% de las actividades realizadas por los trabajadores tiene el potencial de ser automatizada al adoptar la tecnología existente, siendo las ramas de manufacturas y servicios de alojamiento y alimentación los que presentan el mayor potencial de automatización, seguidos de agricultura, silvicultura y pesca y minería.

El trabajo de Hawksworth, Berriman y Cameron (2018) presenta una estimación para Chile donde los autores utilizan las etiquetas de FO y replican la metodología de AGZ usando la encuesta PIAAC, en un set de datos ampliado. El resultado principal de este informe, establece que el 27% de los empleos estará en alto riesgo de automatización para el año 2030.

Por su parte, el trabajo de Nedelkoska y Quintini (2018), estima que el 21,5% de los trabajadores en Chile están en alto riesgo de automatización. Cabe mencionar que para este trabajo las autoras utilizaron en su metodología datos de Canadá como base de datos de entrenamiento para predecir la automatización en 32 países de la OCDE. Esta decisión está justificada por las ventajas en cuanto a la amplia muestra

y el detalle a cuatro dígitos de las ocupaciones, lo cual constituía un avance importante respecto al resto de metodologías existentes.

Posteriormente, el trabajo de Bravo, García y Schlechter (2019) sigue la misma línea de Nedelkoska y Quintini, pero a diferencia del anterior utilizan técnicas de *machine learning* y se usa la encuesta PIAAC para Chile como base de entrenamiento y testeo para imputar el uso de habilidades de los ocupados a la encuesta CASEN de 2017 y así, utilizando las etiquetas de FO, estimar la probabilidad de automatización de los ocupados. En este estudio se restringe el análisis a un conjunto de habilidades no automatizables en el marco de los cuellos de botella de FO. Los autores encuentran que 17% de los ocupados presenta un alto riesgo de automatización<sup>7</sup>.

Por otra parte, Weller, Gontero y Campbell (2019) replican la metodología de FO para los países de América Latina y encuentra que para Chile cerca del 30% de empleos están en alto riesgo de automatización y si se excluye a los trabajadores de baja productividad<sup>8</sup>, este porcentaje es de 21,4% para Chile.

Finalmente, destaca el trabajo de Egaña et al. (2022) que establece en base a datos de la PIAAC, que el 21% de las mujeres están en alto riesgo de automatización, mientras que el 18% de los hombres están en la misma situación.

Al igual que en el caso de la experiencia internacional, se puede observar que existe una variedad de ejercicios de estimación para el caso chileno, donde, según las metodologías, fuentes de información, supuestos y enfoques que se utilicen los resultados pueden variar. Sin embargo, también en esta revisión se pudo advertir que todos estos estudios son de corte transversal, es decir realizan un análisis en un momento específico del tiempo. Producto de esta situación se advierte la necesidad de realizar algún estudio que haga el seguimiento en el tiempo para monitorear el avance de esta problemática en el país.

### III. Metodología

En esta sección se presenta el detalle metodológico de las estimaciones del presente estudio. En este caso, considerando la disponibilidad de información la metodología propuesta se basa en las ideas matrices de Arntz, Gregory y Ziehran (2016) y

---

<sup>7</sup> En el caso de Hawksworth et al. (2018), Nedelkoska y Quintini (2018), Bravo, García y Schlechter (2018) y Weller, Gontero y Campbell (2019), se denomina trabajo en alto riesgo de automatización a aquellos trabajos cuya probabilidad de automatización es mayor o igual al 70%.

<sup>8</sup> Los autores definen como trabajadores de baja productividad a los ocupados por cuenta propia que no son profesionales ni técnicos, los asalariados y empleadores de microempresas, el servicio doméstico y a los familiares no remunerados.

Nedelkoska y Quintini (2018). La estrategia metodológica para estimar la evolución de automatización consiste en dos etapas:

- i) En la primera, se utiliza la última encuesta de la OCDE conocida como Evaluación de las Competencias para Adultos (PIAAC, por sus siglas en inglés), que contiene información para los países de la OCDE, incluido Chile, sobre la frecuencia de realización de un conjunto de tareas en el trabajo. Luego, se imputa dicha información desde la PIAAC para Chile a las encuestas CASEN 2015, 2017 y 2020. Para ello, se estima un modelo econométrico que asocia el grado de realización de las tareas contenidas en la PIAAC a un conjunto de características de los ocupados. Si bien la encuesta PIAAC es la que contiene información sobre la frecuencia de realización de tareas, se busca mejorar las estimaciones del riesgo de automatización trabajando con la CASEN, pues contiene un número considerablemente mayor de observaciones de ocupados que la PIAAC. De esta manera, el usar un procedimiento de imputación de la frecuencia de tareas de la PIAAC a las encuestas CASEN permite obtener una mayor riqueza de información, al contar con una base de datos ampliada que incluye además de la información socioeconómica, información de las tareas que las personas ocupan intensivamente en sus empleos.
- ii) Utilizando las CASEN “ampliadas” con información de las tareas realizadas, se procede a realizar una regresión para estimar los coeficientes que permiten cuantificar cómo la realización habitual de tareas afecta la probabilidad de automatización. Para esto, se utilizan las etiquetas de Frey y Osborne (2017), las cuales entregan información sobre si determinada ocupación es automatizable o no. Esta información se relaciona con la realización de tareas y a partir de esto se obtiene una probabilidad de automatización. Una vez cuantificada esta probabilidad se categoriza a los trabajadores en cuatro categorías de riesgo: 1)  $>70\%$  - Alto riesgo, 2)  $>50\%$  y  $\geq 70\%$  - Moderadamente alto riesgo, 3)  $>30\%$  y  $\geq 50\%$  - Moderadamente bajo riesgo y 4)  $\leq 30\%$  - Bajo riesgo. Estas categorías siguen la línea de las propuestas por Frey y Osborne (2017), con la diferencia de la categoría de riesgo moderado que en el presente trabajo se desagrega en las categorías 2 y 3.

A diferencia de otros trabajos donde se realizan estimaciones para Chile, el actual trabajo se distingue principalmente por dos aspectos. En primer lugar, este documento nos entrega una mirada en el tiempo de la evolución del riesgo de automatización entre 2015 y 2020 (2015, 2017 y 2020), a diferencia del resto de

trabajos que realizan estimaciones puntuales para un año en específico. En segundo lugar, el conjunto de tareas consideradas se amplía a uno más grande que el utilizado en trabajos previos para Chile, el cual incluye tareas que no necesariamente corresponde a “cuellos de botella” según lo sugerido por FO, de manera de utilizar la mayor cantidad de información disponible para obtener la probabilidad de automatización.

### **III.1 Estimación de determinantes de la frecuencia de realización de tareas en el trabajo y su imputación a las encuestas CASEN**

Para estimar la probabilidad de automatización de los ocupados se requiere obtener una fórmula matemática que ligue la frecuencia de realización de tareas con las ocupaciones en donde existen etiquetas automatizable/no automatizable de Frey y Osborne (2017). Si bien, en principio se podría trabajar directamente sobre la base de datos PIAAC y obtener estimadores para calcular cómo la frecuencia de realización de tareas afecta la probabilidad de automatización (en base a las etiquetas de Frey y Osborne) se opta por realizar un paso intermedio de manera de mejorar dichas estimaciones. Este paso intermedio consiste en asociar la frecuencia de realización del conjunto de tareas contenidas en la PIAAC a las características de los ocupados, de manera de imputar esta información a una base de datos más amplia, como es la Encuesta de Caracterización Socioeconómica, CASEN. Este paso nos permite mejorar el análisis al obtener una mayor riqueza de información, pues la ventaja de la CASEN es que contiene un número considerablemente mayor de observaciones de ocupados que la PIAAC. Sin embargo, la CASEN no tiene información de la frecuencia de realización de tareas de los trabajadores. Por esta razón, se aprovecha la información contenida en la PIAAC para imputar a las encuestas CASEN de 2015, 2017 y 2020 la frecuencia de realización de tareas y así conseguir mejores estimaciones de la probabilidad de automatización de los ocupados. Como se explicará más adelante, la base de datos PIAAC contiene observaciones para alrededor de 3.600 ocupados, mientras que, a través del procedimiento de imputación a las encuestas CASEN se obtiene información para 109.583, 90.247 y 64.949 ocupados para los años 2015, 2017 y 2020, respectivamente.

Así, en la primera etapa se busca establecer aquellos factores que determinan la frecuencia de realización de tareas de los ocupados. Para este propósito, se estima para cada una de las tareas, un modelo econométrico que establece las relaciones entre estas y sus correspondientes determinantes.

En esta etapa se utiliza la encuesta de “Evaluación Internacional de las Competencias para Adultos” (PIAAC, por sus siglas en inglés) realizada para los países de la OCDE y que incluye información para Chile. La PIAAC cuenta con información sobre la frecuencia de realización de tareas en el trabajo. Para este estudio se consideran 33 tareas incluidas en dicha encuesta, que se alinean con las tareas propuestas por Nedelkoska y Quintini (2018): tareas ligadas a las áreas de inteligencia social, inteligencia creativa y percepción y manipulación. Así, se incluye la mayoría de las tareas consideradas en la PIAAC, descontando solo aquellas que fueron consideradas redundantes al estar implícitamente incorporadas en otras tareas. A continuación, en la Tabla 2 se presenta la lista de tareas seleccionadas para el presente estudio.

**Tabla 2**  
**Lista de tareas seleccionadas de la PIAAC Chile 2015**

Código	Descripción	Código	Descripción
f_q01b	Tiempo de cooperación con los compañeros de trabajo	g_q01e	Leer libros
f_q02a	Compartir información relacionada al trabajo con los compañeros	g_q01f	Leer manuales o materiales de referencia
f_q02b	Enseñar o capacitar a la gente	g_q02b	Escribir artículos de difusión para la opinión pública
f_q02c	Realizar presentaciones en público	g_q02d	Rellenar formularios
f_q02d	Venta	g_q03b	Cálculo de costos o presupuestos
f_q02e	Asesorar a las personas	g_q03c	Utilizar o calcular fracciones o porcentajes
f_q03a	Planificación de actividades propias	g_q03f	Preparar gráficos o tablas
f_q03b	Planificación de actividades de otros	g_q03g	Utilizar álgebra o fórmulas sencillas
f_q03c	Organización del propio tiempo	g_q03h	Usar matemáticas o estadísticas avanzadas
f_q04a	Influir en la gente	g_q05a	Uso de internet - Para el correo
f_q04b	Negociar con la gente	g_q05c	Uso de Internet - Información relacionada con el trabajo
f_q05a	Resolución Problemas Sencillos	g_q05d	Uso de Internet - Realizar transacciones
f_q05b	Resolución Problemas Complejos	g_q05e	Uso de ordenador - Excel
f_q06b	Trabajar físicamente durante mucho tiempo	g_q05f	Uso de ordenador - Word
f_q06c	Uso de manos o dedos (habilidades manuales o trabajos de precisión)	g_q05g	Uso de ordenador - Lenguaje de programación
g_q01a	Leer direcciones o instrucciones	g_q05h	Uso de ordenador - Intercambio de ideas a través de medios online
g_q01d	Leer revistas o publicaciones académicas (journals)		

Fuente: Elaboración propia

En este caso, nuestras variables de interés (realización de tareas) vienen categorizadas en la PIAAC en cinco grupos, donde las tareas: (1) no se realizan nunca, (2) se realizan menos de una vez al mes, (3) se realizan menos de una vez a la semana, pero más de una vez al mes, (4) se realizan al menos una vez a la semana, pero no todos los días y (5) se realizan siempre. Considerando que esta es una categorización relativa, se propone una nueva reagrupación para analizarlas como variables dicotómicas, donde la variable tendrá el valor de 1 si la tarea es de realización habitual (respuesta PIAAC: (4) o (5)), y 0 en caso de realización no habitual (respuesta PIAAC: (1), (2) o (3)).

Una vez categorizadas las tareas según su frecuencia de realización se procede a imputar esta información desde la PIAAC a las encuestas CASEN 2015, 2017 y 2020. Para ello se plantea un modelo econométrico con variable dependiente binaria. El interés en este tipo de modelos radica principalmente en la probabilidad de respuesta. Para este caso utilizamos un modelo logístico para caracterizar la relación entre las tareas y sus determinantes. Estos modelos responden a la siguiente forma funcional:

$$P(y = 1|\mathbf{x}) = F(\beta_0 + \beta_1x_1 + \dots + \beta_kx_k) = F(\mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) = F(z) \equiv p(\mathbf{x})$$

Donde:  $F(z)$  es una función de distribución acumulada que toma valores en el intervalo unitario  $0 < F(z) < 1 \forall z \in \mathbb{R}$ , y  $p(\mathbf{x})$  es la probabilidad de que la respuesta  $y$  tome el valor 1  $P(Y = 1|\mathbf{x})$ . En el caso del modelo logístico, la distribución acumulada tiene la siguiente fórmula:

$$F(z) = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

Para el planteamiento del modelo, se debe tomar en cuenta que las variables a utilizar deben estar disponibles y ser homologables entre las fuentes de información a utilizar en el proceso (PIAAC y CASEN). Tomando en cuenta esta restricción el conjunto de variables independientes que caracterizan la realización de tareas se presentan en la Tabla 3.

Una vez realizada la selección de las variables se procede a estimar los modelos de determinantes de la realización de las treinta y tres actividades (los resultados de las estimaciones se encuentran en el Anexo 1). Cabe mencionar que, dado este tipo de modelo, los coeficientes asociados a los resultados de los modelos econométricos no nos permiten calcular directamente el efecto marginal. Sin embargo, nos permiten analizar la dirección, esto es, si la variable aumenta o disminuye la probabilidad de realización de la tarea.

**Tabla 3**  
**VARIABLES INDEPENDIENTES UTILIZADAS EN LA ESTIMACIÓN DE DETERMINANTES**  
**DE LA FRECUENCIA DE REALIZACIÓN DE TAREAS**

Variable	Definición
<b>Sexo</b>	Variable binaria que toma el valor 1 si el individuo es hombre, 0 si es mujer.
<b>Edad</b>	Corresponde a una variable continua que representa la edad de los encuestados. En la encuesta PIAAC esta variable está en el rango entre los 16 y 65 años.
<b>Nivel Educativo</b>	Se consideran tres grupos para caracterizar el mayor nivel educacional obtenido: I) Nivel educativo menor a secundaria completa; II) educación secundaria completa; y finalmente, III) educación superior completa. Cada una de estas categorías está representada con una variable binaria.
<b>Categoría Ocupacional</b>	Variable que diferencia a los trabajadores en tres categorías: I) Dependiente, II) Empleador, III) Cuenta propia o Familiar no remunerado. Para cada una de estas categorías se genera una variable dummy que indentifica la categoría de cada trabajador.  Para identificar estas categorías en la encuesta PIAAC, se utiliza la pregunta "En este empleo, ¿está usted trabajando como empleado o en forma independiente?" y posteriormente, para el segmento de independientes se identifica a los empleadores y a los cuenta propia o familiar no remunerado con la pregunta "¿Tiene usted empleados que trabajan para usted? Por favor incluya a familiares que trabajen en el negocio en forma remunerada o no.". Por tanto, se clasifican como empleadores a aquellos independientes que si tienen empleados a su cargo y en caso de que no tengan trabajadores a su cargo, estos son clasificados como cuenta propia o trabajador no remunerado
<b>Inmigrante</b>	Variable binaria que toma el valor 1 si el individuo nació fuera de Chile, mientras que toma el valor 0 si nació en Chile.
<b>Rama de Actividad Económica</b>	Se genera una variable binaria para cada rama de actividad económica a un dígito. Estas variables indican con un 1 si el individuo posee una ocupación perteneciente a dicha rama de actividad, mientras que toma el valor 0 en caso contrario.  La PIAAC contiene información de la rama de actividad bajo el clasificador CIU rev4. Al respecto, se observa que en algunas ramas de actividad existen pocas observaciones por lo que no es posible obtener un coeficiente en la regresión de la primera etapa para analizar su relación con la realización de tareas. Por tanto, en algunas actividades se agrupan las mismas con actividades afines (Ver Anexo 2).  Adicionalmente, para imputar estos datos en las encuestas CASEN de 2015 y 2017, donde la rama de actividad está clasificada bajo CIU rev.3, se homologa la rama utilizando la tabla de correspondencia entre CIU rev.3 y CIU rev.4. Para los casos donde existen múltiples correspondencias entre ambos clasificadores, se selecciona aquel código con mayor frecuencia utilizando la CASEN 2020 (encuesta que tiene información de ambos clasificadores). Es decir, si para un determinado código en CIU rev.3, existen múltiples codificaciones en rev.4, se le imputa aquel código que tenga una mayor frecuencia en la CASEN 2020.
<b>Grupo Ocupacional</b>	Se genera una variable binaria para cada grupo ocupacional a un dígito. Estas variables indican con un 1 si el individuo posee una ocupación perteneciente a dicho grupo ocupacional, mientras que toma el valor 0 en caso contrario. En la PIAAC se agrupan la categoría 6 (Trabajadores cualificados de la agricultura y pesca) con el grupo 3 (Técnicos y profesionales de nivel medio) debido a que para varias tareas, la prevalencia de trabajadores que realizan determinada tarea de manera habitual es 0% para todo el grupo, por lo que no es posible obtener un coeficiente que caracterice su relación con la realización de tareas. Adicionalmente, se excluyen a los ocupados pertenecientes al grupo ocupacional 0 o que no fue posible clasificarlos en ningún grupo ocupacional.  En el caso de la PIAAC, así como la CASEN 2020, las ocupaciones están codificadas bajo el Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones 2008 (CIUO-08). Por tanto, para imputar estos datos a las CASEN 2015 y 2017, que están clasificados bajo CIUO-88 se homologan según la tabla de correspondencia entre la CIUO-08 y la CIUO-88 de la OIT y en el caso de aquellas ocupaciones que se subdividen en más de una categoría se utiliza el criterio de mayor prevalencia extraído de la CASEN 2020, encuesta que tiene información de ambos clasificadores.



Finalmente, tras estimar los modelos econométricos, se procede a evaluar la medida de bondad de ajuste de los modelos utilizando las matrices de aciertos y errores (Ver Tabla 4).

La matriz de aciertos y errores analiza el rendimiento de las predicciones de los modelos econométricos a partir de un conjunto pruebas donde se evalúan los datos pronosticados contra los valores verdaderos<sup>9</sup>. Cada una de estas pruebas se basa en un punto de corte (umbral), el cual determina el valor de probabilidad óptimo con el que se separan los éxitos (1) o los fracasos (0) pronosticados de los reales<sup>10</sup>.

**Tabla 4**  
**Matriz de aciertos y errores**

		Efectivas		
Frecuencia de realización de tareas		Habitual	No Habitual	Total
Pronosticada	Habitual	A	B	Número pronosticado de ocupados que realizan la tarea habitualmente (A+B)
	No Habitual	C	D	Número pronosticado de ocupados que no realizan la tarea habitualmente (B+C)
	Total	Número pronosticado de ocupados que realizan la tarea habitualmente (A+C)	Número pronosticado de ocupados que no realizan la tarea habitualmente (B+D)	Total de ocupados (A+B+C+D)

Fuente: Elaboración propia

Una vez obtenidas las matrices para cada prueba, se evalúa cada una de estas a partir de dos estadísticos que sirven para evaluar los modelos de clasificación: *F1-Score* y *G-Mean* (En el Anexo 3, se presentan más detalles de estos estadísticos). Para cada una de estas métricas, se escoge aquel umbral que maximiza el valor de cada estadístico, entendiendo que, mientras mayor es el valor de estos estadísticos, mejor es la clasificación.

Cabe mencionar que los umbrales seleccionados pueden diferir entre ambos estadísticos. Por ejemplo, para una determinada tarea, el umbral que maximiza el *F1-Score* puede ser 10% mientras que el valor que maximiza el *G-Mean* puede ser 40%. Entonces, en estos casos debemos escoger cual es el mejor umbral de

<sup>9</sup> En este caso, los datos en evaluación corresponden a las observaciones de la PIAAC.

<sup>10</sup> Los puntos de corte están en el intervalo (0,100). Para este caso, se realizan las pruebas para cada número entero dentro de este intervalo, es decir se realizan 100 pruebas para cada modelo.

clasificación. Para este propósito se escoge aquel umbral cuya clasificación se acerque al valor real de la prevalencia en la PIAAC<sup>11</sup>. A este umbral lo denominaremos “umbral óptimo de clasificación”. El valor de este umbral será utilizado para la imputación de los resultados en las encuestas CASEN. En el Anexo 4 se puede ver el detalle del umbral seleccionado y el criterio utilizado para dicha selección.

Una vez establecidos los “umbrales óptimos de clasificación” y las relaciones de las tareas con sus respectivos determinantes, se procede a imputar las ecuaciones obtenidas en la primera etapa en las CASEN de 2015, 2017 y 2020. Como se señaló previamente, el motivo principal de realizar este ejercicio de imputación reside en que la muestra de las CASEN es bastante más amplia que la PIAAC<sup>12</sup> y en la riqueza que tienen las CASEN para realizar una caracterización socioeconómica más completa.

Dada la forma funcional del modelo logístico, la fórmula a utilizar y luego de linealizar la misma, se puede utilizar la siguiente fórmula, para calcular la probabilidad de que cada individuo realice intensivamente la tarea correspondiente, en base a las variables seleccionadas en el modelo:

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-(z_i)}}$$

Donde  $z_i$ , representa el conjunto de variables explicativas del modelo en la PIAAC. Para identificar a aquellas personas que, dadas sus características, realicen intensivamente una determinada tarea, se debe aplicar una regla de decisión que nos establezca a partir de qué probabilidad, las tareas se consideran de realización intensiva o no. Esta regla tiene la siguiente forma funcional:

$$y_i^c = \begin{cases} 1 & \text{si } p_i \geq \text{Umbral} \\ 0 & \text{si } p_i < \text{Umbral} \end{cases}$$

Una vez aplicada la fórmula, se consigue obtener una base CASEN ampliada que contiene además de la información original, las treinta y tres tareas de la PIAAC,

---

<sup>11</sup> Se sigue este criterio para todas las tareas, sin embargo, solo para el caso de la tarea “Organización del propio tiempo”, originalmente el umbral correspondía al estadístico F1Score, sin embargo, este se cambia al correspondiente al estadístico *G-Mean* dado que, con el umbral original, no era posible obtener información del coeficiente en la regresión de la segunda etapa sobre cómo afecta esta tarea a la probabilidad de automatización.

<sup>12</sup> La encuesta PIAAC para Chile tiene 5.212 observaciones, de los cuales 3.620 son ocupados, 238 desempleados y 1.332 están fuera del mercado laboral. En la base PIAAC para Chile, 2 observaciones en la pregunta sobre el estado actual de ocupación están categorizadas en la categoría de “No sabe”.

donde cada una de estas treinta y tres variables toma el valor 1 si la tarea se realiza intensivamente y 0 en caso contrario. Esta información nos permite contar con una base de datos con un número de observaciones significativamente mayor a la PIAAC, con información para 109.583, 90.247 y 64.949 ocupados para los años 2015, 2017 y 2020, respectivamente y que nos permitirá realizar una comparación en el tiempo de la evolución del riesgo de automatización en Chile<sup>13</sup>.

### III.2 Estimación de la probabilidad de automatización de los ocupados

Finalmente, con la base CASEN ampliada con tareas se procede a realizar una regresión logística para obtener parámetros que ligen la realización de tareas con la probabilidad de automatización. Para esto, se toma la clasificación de las ocupaciones (automatizable/no automatizable)<sup>14</sup> del trabajo de Frey y Osborne (2017). Es importante mencionar que la categorización hecha por los expertos en 2010 se basa en la tecnología existente hasta ese año. Sin embargo, los desarrollos tecnológicos de los últimos años podrían sugerir que dicha base de datos está rezagada y, por lo tanto, sería necesario actualizar el listado de ocupaciones categorizadas. Dado que la actualización de dicha base de datos requeriría del esfuerzo conjunto de un gran número de actores, queda fuera del alcance de este trabajo.

Para poder cruzar esta base de 70 ocupaciones categorizadas como automatizables/no automatizables con las ocupaciones en la CASEN, es necesario asociar la ocupación entre la correspondiente ocupación SOC (*Standard Occupational Classification*, el estándar del Departamento de Trabajo de Estados Unidos) del estudio de Frey y Osborne (2017) y las ocupaciones de las CASEN, que están clasificadas bajo el estándar de la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO). Para esto, utilizamos la tabla de conversión de SOC-CIUO08 del Bureau of Labor Statistics de Estados Unidos. La CASEN 2020 utiliza la clasificación CIUO-08, por lo que a través de esta conversión es posible establecer las etiquetas automatizable/no automatizable de manera inmediata a las ocupaciones correspondientes. Dado que las CASEN 2015 y 2017 utilizan el estándar CIUO-88 se homologan las ocupaciones

---

<sup>13</sup> Cabe aclarar que en el proceso de imputación se pierden observaciones en aquellos casos donde los trabajadores no posean información completa en alguna de las variables explicativas de la regresión de la primera etapa, es decir, que tengan dato *missing*, o que en alguna de las variables como rama de actividad estén clasificados bajo categorías no especificadas o NS/NR.

<sup>14</sup> En el trabajo de Frey y Osborne (2017) las ocupaciones son clasificadas en automatizables y no automatizables siendo las primeras etiquetadas con el valor de “1” y “0” en caso contrario, teniendo de esta forma una variable dicotómica que identifica a 70 ocupaciones.

desde el clasificador CIUO-88 al clasificador CIUO-08 según el criterio mencionado en la Tabla 3.

Finalizado el proceso anterior, se realiza una regresión logística que asocia las etiquetas de Frey y Osborne (2017) según la siguiente función:

$$y = F(G)$$

$$y = F(\delta r + \tau x + \epsilon)$$

Donde,  $y$  hace referencia a las etiquetas de FO,  $F(G)$  hace referencia a la forma funcional del modelo logit,  $\delta r$  corresponde a las variables de control del modelo de la segunda etapa (edad y nivel de calificación),  $\tau x$  corresponde a las treinta y tres tareas y  $\epsilon$  al error del modelo. Los resultados de esta regresión se presentan en la Tabla 5. Adicionalmente se incorporan controles de edad y nivel educativo.

Cabe mencionar que en algunos casos se presentan coeficientes que muestran que la dirección de aumento/disminución de la automatización es contra-intuitiva. Esto sucede debido a que en la regresión están interactuando treinta y tres tareas con el nivel educativo y la edad. Dada la alta correlación entre ellas puede ocurrir que otra variable recoge el efecto sobre la automatización y no así el coeficiente de la tarea. Esta situación también se pudo evidenciar en los trabajos de Arntz, Gregory & Zierahn (2016) y en el de Nedelkoska y Quintini (2018), donde mencionan que es posible que los coeficientes indiquen lo contrario a la intuición dado que estos pueden tener un menor peso relativo en el incremento/reducción de la probabilidad de automatización.

Con los coeficientes estimados se obtiene una ecuación que liga la frecuencia de realización de tareas de los ocupados con las etiquetas de FO. Con este procedimiento se logra obtener para cada observación de la muestra, es decir, para cada trabajador, una probabilidad de automatización que viene dada a partir del conjunto de tareas que este realiza y de las características establecidas en el modelo econométrico de la segunda etapa.

**Tabla 5**  
**Resultados del modelo econométrico - Segunda etapa**

VARIABLES	2015	2017	2020	VARIABLES	2015	2017	2020
Educación Media	-0.828*** (0.059)	-0.854*** (0.064)	-0.307*** (0.073)	Leer revistas o publicaciones académicas (journals)	0.568*** (0.087)	0.466*** (0.087)	-0.300* (0.168)
Educación Superior	-0.691*** (0.093)	-0.992*** (0.094)	-0.0597 (0.126)	Leer libros	-0.742*** (0.055)	-0.701*** (0.053)	-0.804*** (0.073)
Edad	0.0252*** (0.002)	0.0277*** (0.002)	0.0247*** (0.002)	Leer manuales o materiales de referencia	-0.451*** (0.076)	-0.240*** (0.078)	-1.134*** (0.136)
Tiempo de cooperación con los compañeros de trabajo	-0.0516 (0.049)	-0.136*** (0.051)	0.453*** (0.070)	Escribir artículos de difusión para la opinión pública	0.573*** (0.059)	0.517*** (0.060)	1.639*** (0.111)
Compartir información relacionada al trabajo con los compañeros	1.598*** (0.053)	1.653*** (0.057)	1.385*** (0.078)	Rellenar formularios	0.882*** (0.063)	0.768*** (0.065)	1.431*** (0.094)
Enseñar o capacitar a la gente	-0.514*** (0.064)	-0.719*** (0.067)	-1.073*** (0.103)	Cálculo de costos o presupuestos	0.217*** (0.053)	0.238*** (0.056)	1.022*** (0.084)
Realizar presentaciones en público	-0.693*** (0.064)	-0.503*** (0.064)	-0.918*** (0.104)	Utilizar o calcular fracciones o porcentajes	-0.143** (0.069)	0.129* (0.070)	-0.252** (0.112)
Venta	0.330*** (0.058)	0.313*** (0.060)	0.685*** (0.087)	Preparar gráficos o tablas	0.292*** (0.085)	0.368*** (0.083)	-0.127 (0.154)
Asesorar a las personas	-0.0829 (0.094)	-0.00212 (0.091)	1.184*** (0.153)	Utilizar álgebra o fórmulas sencillas	-0.126 (0.082)	-0.0951 (0.081)	0.511*** (0.146)
Planificación de actividades propias	-0.189*** (0.066)	-0.315*** (0.068)	0.117 (0.095)	Usar matemáticas o estadísticas avanzadas	0.241*** (0.068)	0.273*** (0.068)	0.147 (0.113)
Planificación de actividades de otros	-1.263*** (0.076)	-1.080*** (0.076)	-2.052*** (0.131)	Uso de internet - Para el correo	1.908*** (0.056)	2.192*** (0.064)	1.113*** (0.077)
Organización del propio tiempo	-0.505*** (0.065)	-0.431*** (0.069)	-0.355*** (0.095)	Uso de Internet - Información relacionada con el trabajo	-0.855*** (0.065)	-0.489*** (0.070)	0.334** (0.149)
Influir en la gente	-1.210*** (0.092)	-0.984*** (0.088)	-0.576*** (0.141)	Uso de Internet - Realizar transacciones	0.0139 (0.064)	0.00826 (0.066)	0.809*** (0.117)
Negociar con la gente	-0.249*** (0.058)	-0.208*** (0.061)	-1.084*** (0.093)	Uso de ordenador - Excel	0.0599 (0.067)	-0.307*** (0.067)	-0.249** (0.120)
Resolución Problemas Sencillos	1.516*** (0.075)	1.592*** (0.075)	1.092*** (0.089)	Uso de ordenador - Word	0.604*** (0.087)	0.401*** (0.089)	-0.0389 (0.177)
Resolución Problemas Complejos	-0.692*** (0.078)	-0.795*** (0.079)	0.00171 (0.122)	Uso de ordenador - Lenguaje de programación	0.0543 (0.059)	0.253*** (0.062)	0.253** (0.105)
Trabajar físicamente durante mucho tiempo	0.712*** (0.045)	0.258*** (0.048)	-0.0525 (0.063)	Uso de ordenador - Intercambio de ideas a través de medios online	0.274*** (0.050)	0.411*** (0.053)	0.442*** (0.075)
Uso de manos o dedos	-1.387*** (0.063)	-1.203*** (0.062)	0.573*** (0.073)	Constante	-1.801*** (0.113)	-2.212*** (0.119)	-3.805*** (0.163)
Leer direcciones o instrucciones	0.231*** (0.079)	-0.0185 (0.081)	0.634*** (0.111)	N	28333	24595	14966

Fuente: Elaboración propia

## IV. Resultados

Tal como se mencionó previamente, la probabilidad de automatización corresponde a la probabilidad de asignarle la categoría “automatizable” a un ocupado. Se estima que la probabilidad promedio<sup>15</sup> de automatización del empleo en Chile fue de 50,7% en 2015, de 47,7% en 2017 y de 43,6% en 2020.

Sin embargo, una medida mucho más relevante en términos analíticos y de política pública es el porcentaje de empleos con alto riesgo de automatización, es decir, aquellos que presentan una probabilidad superior al 70% de ser automatizados y, por ende, de desaparecer. Asimismo, también es importante conocer el porcentaje de trabajadores con riesgo de automatización moderadamente alto, en donde la probabilidad de automatización es mayor a 50% y menor o igual a 70%, lo que implica que las ocupaciones que ejercen pueden experimentar cambios significativos (Nedelkoska y Quintini, 2018).

La Tabla 6 presenta las estimaciones para el porcentaje de trabajadores en alto riesgo de automatización (probabilidad de automatización mayor a 70%), el porcentaje de trabajadores con riesgo moderadamente alto de automatización (probabilidad de automatización mayor a 50% y hasta 70%), el porcentaje de trabajadores con riesgo moderadamente bajo de automatización (mayor a 30% y hasta 50%) y el porcentaje de trabajadores con bajo riesgo de automatización (menor o igual a 30%).

**Tabla 6**  
**Distribución de los ocupados según riesgo de automatización**  
**(% del empleo total)**

	2015	2017	2020
Alto	29,7	24,8	25,6
Moderadamente alto	22,0	21,4	13,6
Moderadamente bajo	18,3	22,2	17,4
Bajo	30,0	31,6	43,5

Fuente: Elaboración propia

Las cifras revelan que en 2020 el 25,6% de los ocupados estaba en alto riesgo de automatización, cifra ligeramente mayor al 24,8% observado en 2017, aunque menor al 29,7% exhibido en 2015. Por su parte, en 2020 se redujo el peso de los ocupados con riesgo de automatización moderadamente alto, pasando de representar el 21,4%

<sup>15</sup> Corresponde a la probabilidad promedio ponderada por su factor de expansión

del empleo total en 2017 a exhibir una prevalencia de 13,6% en 2020. Si bien también se redujo la prevalencia de ocupados con riesgo de automatización moderadamente bajo en ese periodo de tiempo, la participación de ocupados con bajo riesgo de automatización aumentó considerablemente en 2020 respecto a 2017. Así, en 2020 el empleo en Chile cambió hacia una composición con menor riesgo de automatización en comparación a años previos, lo que se debe a que el empleo con bajo riesgo de automatización logró seguir creciendo respecto a 2017 pese a los efectos negativos generados por la crisis sanitaria por COVID-19, a diferencia de lo que ocurrió con los empleos en categorías con mayor probabilidad de automatización. En la subsección IV.2 se ahondará en los cambios en el empleo y su composición.

#### **IV.1 Ocupados en alto riesgo de automatización: ¿en qué segmentos hay mayor prevalencia?**

En 2020 el 25,6% de los empleos en Chile exhibía alto riesgo de automatización. Sin embargo, este promedio esconde importantes diferencias entre los distintos segmentos de trabajadores. Por ello, es importante realizar una caracterización más detallada que permita evaluar en qué grupos de ocupados hay mayor prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización.

##### Nivel de calificación de la ocupación

El nivel de calificación de un empleo es definido en función de la complejidad, responsabilidad y rango de las tareas que deben desarrollarse en esa ocupación. Las ocupaciones de alta calificación comprenden a quienes se desempeñan en los grupos ocupacionales 1, 2 y 3 (Directores, gerentes y administradores; profesionales, científicos e intelectuales; técnicos y profesionales de nivel medio). La categoría mediana calificación comprende a los trabajadores en los grupos del 4 al 8 (Personal de apoyo administrativo; trabajadores de servicios y vendedores; agricultores y trabajadores calificados agropecuarios, forestales y pesqueros; artesanos y operarios de oficios; operadores de máquina y ensambladores). La categoría baja calificación corresponde a los trabajadores en el grupo 9 (Ocupaciones elementales)<sup>16</sup>.

Los resultados muestran que, entre quienes ejercen una ocupación de alta calificación, el 15% estaba en alto riesgo de automatización en 2015 y el 15,9% lo estaba en 2017

---

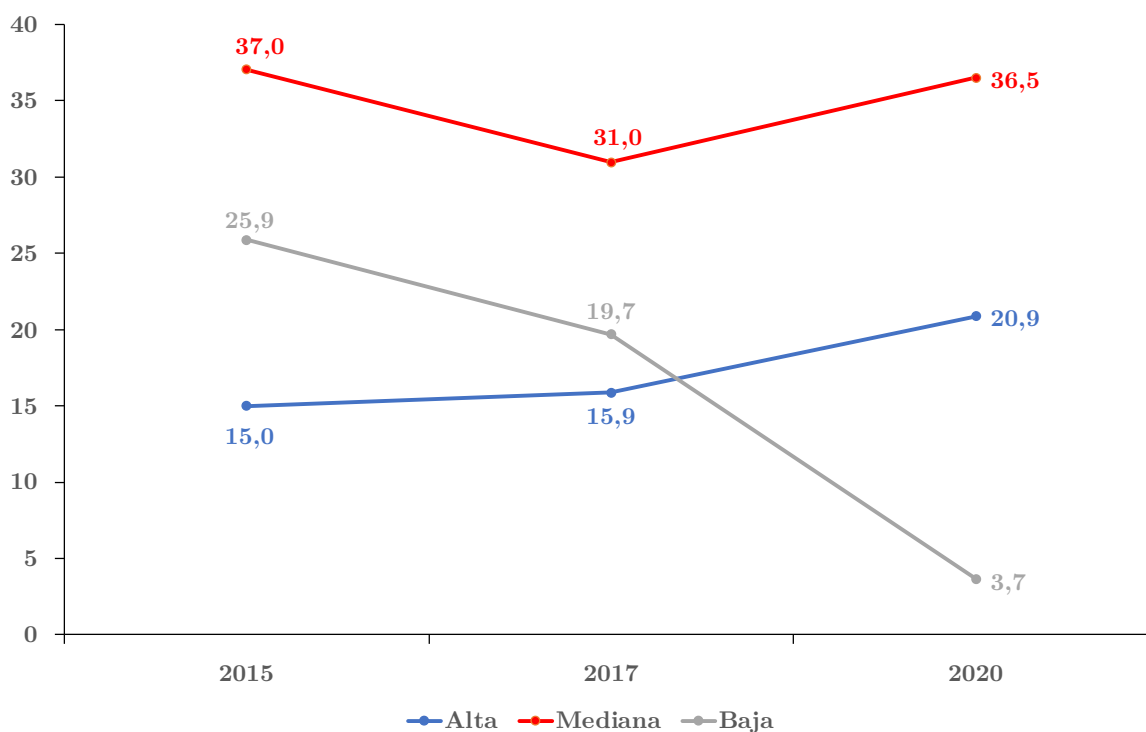
<sup>16</sup> Para este estudio los análisis consideran la clasificación del empleo según grupo ocupacional en base a la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones CIUO-08 para 2015, 2017 y 2020 de manera de hacer comparables las cifras.

(Figura 1). En ambos años los ocupados de alta calificación exhibieron la menor prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización, mientras que los de mediana calificación exhibieron la mayor prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización. Lo anterior está en línea con la literatura que predice que el segmento de mediana calificación es el más vulnerable al riesgo de automatización, debido a su mayor concentración en tareas rutinarias y, por ende, más susceptibles de ser definidas en términos de reglas codificables.

Para el año 2020, si bien la mayor prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización se mantiene en el segmento de mediana calificación, se observa que el segmento de baja calificación pasa a tener la menor prevalencia de ocupados en esta situación. Ello ocurre porque en términos relativos se destruyó más empleo de baja calificación en alto riesgo de automatización en comparación al resto de empleos de baja calificación con menor riesgo de automatización. En efecto, en el periodo 2017-2020 los empleos de baja calificación en alto riesgo de automatización se desplomaron 85,9%, mientras que el resto de los empleos de baja calificación cayó 8,9% en ese lapso. Esto se analizará en mayor profundidad en la subsección IV.2.

**Figura 1**

Porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización, según nivel de calificación de la ocupación



Fuente: Elaboración propia

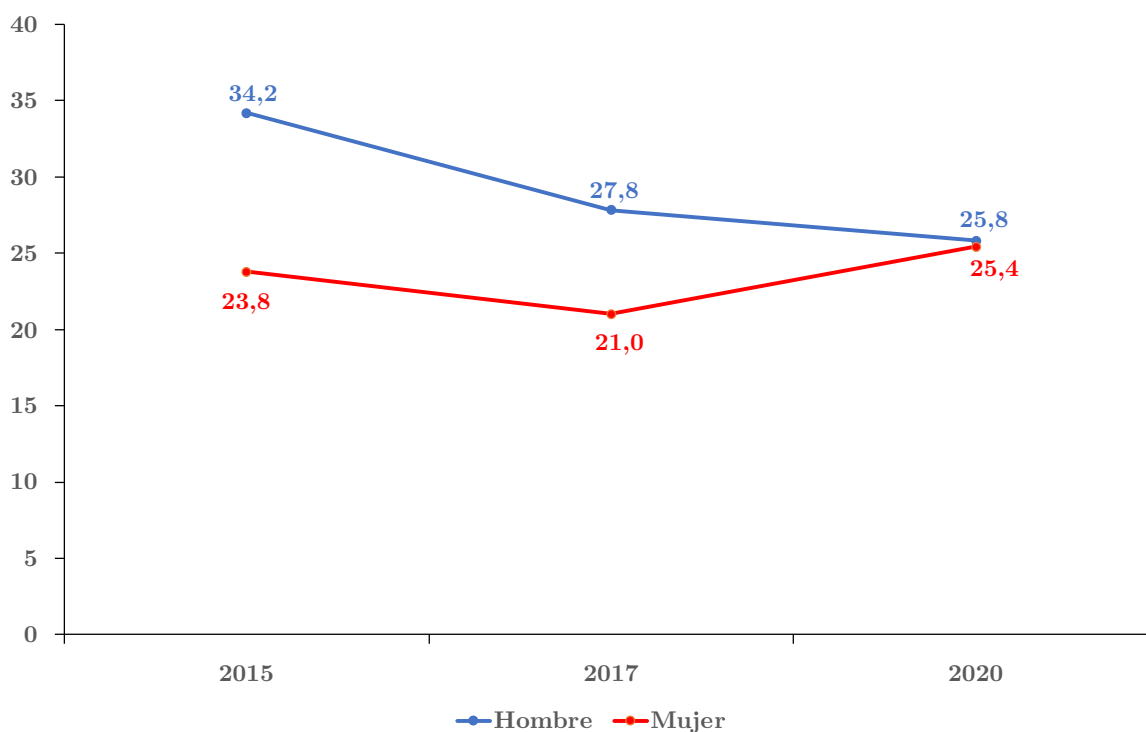


## Sexo

El examen de las cifras revela que los hombres tienen una mayor prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización que las mujeres en los 3 años analizados. Sin embargo, la diferencia entre ambos sexos se ha ido reduciendo en el tiempo, mostrando prevalencias de ocupados en alto riesgo de automatización muy similares en 2020, tal como se observa en la Figura 2.

**Figura 2**

Porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización, según sexo



Fuente: Elaboración propia

Este resultado se explica en parte porque los hombres exhiben una proporción mayor de los ocupados en empleos de mediana calificación en comparación a las mujeres. Dado que los empleos de mediana calificación exhiben una prevalencia significativamente mayor de ocupados en alto riesgo de automatización, esto se traduce en que haya una mayor proporción de ocupados hombres en esta situación.

## Quintil de ingreso

Cuando se desglosa por quintil de ingreso autónomo per cápita del hogar, se aprecia que en los quintiles intermedios de ingreso (2,3 y 4) hay una mayor prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización (Tabla 7). Esto está estrechamente ligado a la composición del empleo según nivel de calificación, pues en los quintiles intermedios de ingreso tiende a haber mayor prevalencia de ocupados en empleos de mediana calificación, los que, a su vez, exhiben un mayor porcentaje de trabajadores en alto riesgo de automatización.

**Tabla 7**

**Porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización, según quintil de ingreso autónomo per cápita del hogar**

	2015	2017	2020
Quintil 1	26,7	19,1	17,4
Quintil 2	33,1	26,8	25,2
Quintil 3	33,4	29,0	29,5
Quintil 4	32,9	27,1	30,2
Quintil 5	21,8	19,9	21,6

Fuente: Elaboración propia

## Tipo de autoridad

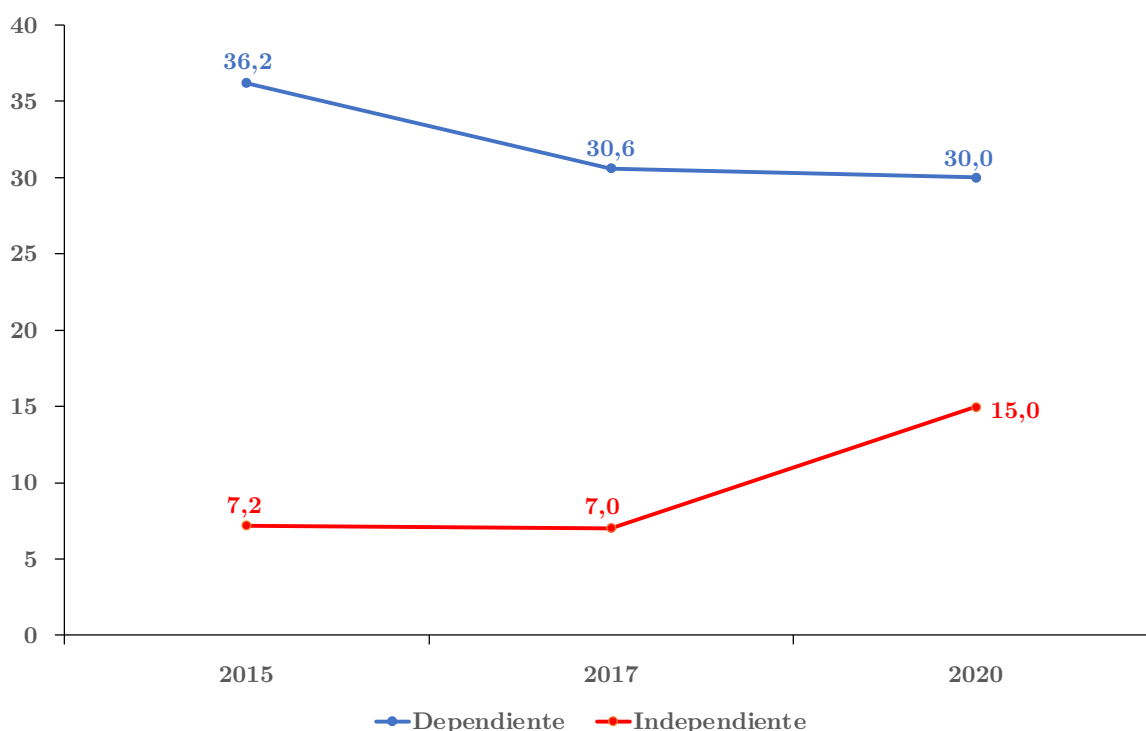
La clasificación del empleo según el tipo de autoridad hace referencia a la naturaleza del control que ejerce la persona ocupada sobre la unidad económica para la que realiza su trabajo y sobre la organización de su trabajo. Esto permite clasificar a los ocupados en dependientes o independientes. Esta distinción es relevante para efectos del análisis de automatización, pues dependiendo del tipo de autoridad ejercido por el trabajador hay ciertas tareas que suelen realizarse más frecuentemente entre los ocupados independientes (por ejemplo, organizar el propio tiempo), mientras que otras suelen ser más características entre los trabajadores dependientes (por ejemplo, compartir información relacionada al trabajo con los compañeros). Dado que el riesgo de automatización está asociado a la composición de tareas realizadas, estas diferencias influyen en la prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización observada en cada uno de estos segmentos.

El examen de las cifras en base a esta categorización revela que los trabajadores dependientes exhiben una prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización

considerablemente mayor en comparación a los independientes (Figura 3). La diferencia entre ocupados dependientes e independientes es bastante notoria en los 3 años analizados y, si bien ésta se estrecha en 2020, aun así, en dicho año la prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización entre los trabajadores dependientes es 15 puntos porcentuales superior al del segmento de ocupados independientes, tal como se muestra en la Figura 3.

**Figura 3**

**Porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización, según tipo de autoridad**



Fuente: Elaboración propia

Estas enormes diferencias pueden explicarse por el tipo de tareas que se desempeñan en ambos segmentos. Así, por ejemplo, entre los ocupados independientes hay un porcentaje mayor de trabajadores que realizan frecuentemente tareas como organizar el propio tiempo y negociar con la gente, las cuales, de acuerdo a nuestras estimaciones, reducen el riesgo de automatización. A su vez, entre los ocupados dependientes hay un porcentaje considerablemente mayor de trabajadores que realiza tareas como compartir información relacionada al trabajo con los compañeros y rellenar formularios, las cuales, de acuerdo a nuestras estimaciones, elevan el riesgo de automatización.

## Rama de actividad económica

Las cifras de la Tabla 8 dan cuenta que ramas como actividades inmobiliarias, actividades financieras y transporte y almacenaje exhiben una elevada prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización. En la mayoría de las ramas de actividad la prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización no registra variaciones abruptas entre los 3 años bajo estudio<sup>17</sup>. La excepción es la rama de Servicios administrativos, en donde la prevalencia de ocupados en alto riesgo de automatización cayó fuertemente en 2020. Ello se debió fundamentalmente a que el empleo en alto riesgo de automatización en esta rama cayó 88,1% entre 2017 y 2020.

**Tabla 8**  
**Porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización, según rama de actividad económica**

	2015	2017	2020
Agropecuario-silvícola y pesca	12,6	5,0	4,7
Minería	21,1	11,4	16,3
Industria manufacturera	38,3	30,3	22,7
Suministro de electricidad y gas	25,4	23,4	17,7
Suministro de agua	44,8	41,2	21,4
Construcción	33,9	24,3	9,4
Comercio	40,1	31,3	52,6
Transporte y almacenaje	65,2	66,3	59,1
Alojamiento y servicios de comida	8,4	6,1	18,7
Información y Comunicaciones	35,0	41,1	34,2
Actividades financieras	72,9	64,9	64,9
Actividades inmobiliarias	62,3	69,2	75,2
Actividades profesionales, científicas y técnicas	25,0	25,1	22,6
Servicios administrativos	56,9	53,5	4,1
Administración pública	39,1	36,9	30,1
Enseñanza	0,5	0,5	0,0
Salud	29,8	21,8	36,2
Actividades artísticas y recreativas	10,1	8,8	2,2
Otras actividades de servicios	1,7	0,9	0,9
Hogares como empleadores	3,3	1,4	0,1

Fuente: Elaboración propia

<sup>17</sup> Para este estudio los análisis consideran la clasificación del empleo por rama de actividad económica en base a la Clasificación Industrial Internacional Uniforme CIIU Rev. 4 para 2015, 2017 y 2020 de manera de hacer comparables las cifras.

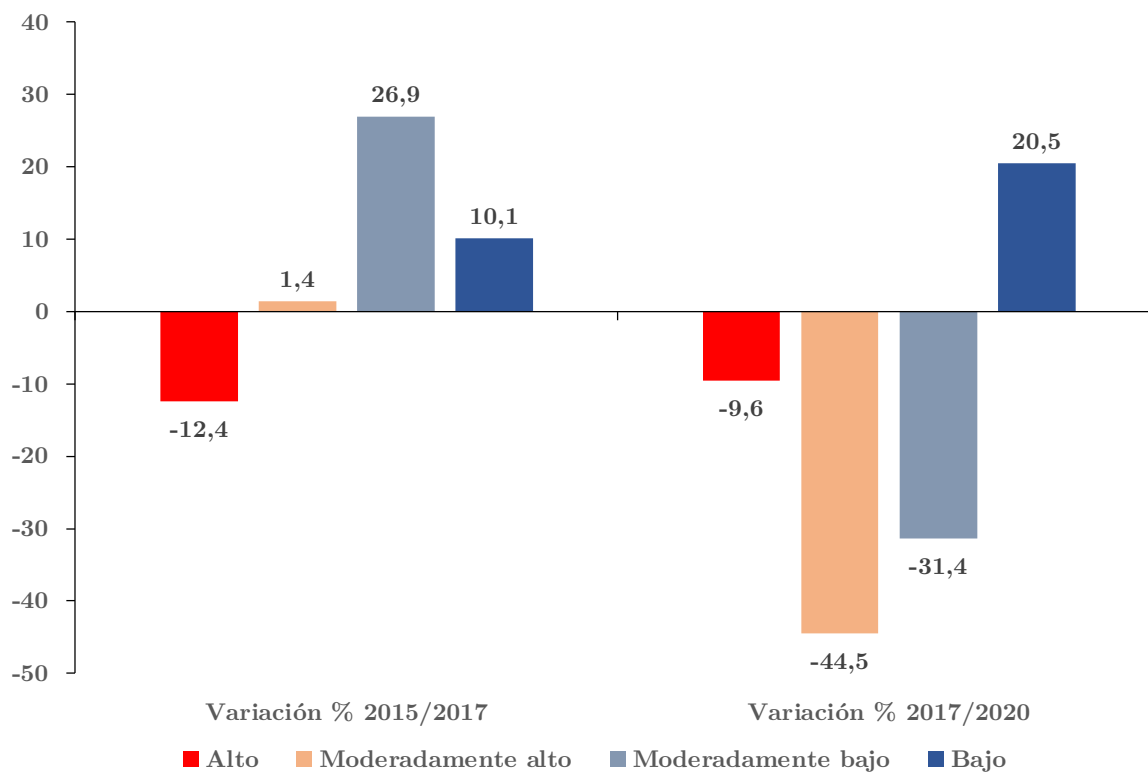
## IV.2 Cambios en la composición del empleo entre 2015 y 2017 y entre 2017 y 2020

Las cifras de la Tabla 6 indicaban que en 2017 se redujo la prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización respecto a 2015, mientras que en 2020 esta situación se revirtió, con un porcentaje de ocupados en alto riesgo de automatización levemente mayor en comparación a 2017.

El análisis de la Figura 4 permite comprender que la reducción de la prevalencia de empleos en alto riesgo de automatización entre 2015 y 2017 obedece tanto a una destrucción de empleos en alto riesgo de automatización -el cual cayó 12,4% entre 2015 y 2017- como a un incremento de empleos con riesgo bajo y moderadamente bajo de automatización, los cuales aumentaron 10,1% y 26,9%, respectivamente, en ese lapso de tiempo. Este patrón de cambios en la composición del empleo es el que se esperaría observar a medida que avanza el proceso de adopción tecnológica que sustituye aquellas tareas humanas que pueden ser definidas en términos de reglas codificables.

**Figura 4**

Variación % del empleo según riesgo de automatización



Fuente: Elaboración propia

Por su parte, entre 2017 y 2020 se observa que el empleo con bajo riesgo de automatización siguió aumentando, lo que indica que, a pesar de los efectos devastadores de la crisis sanitaria sobre el mercado laboral, este tipo de empleo estuvo relativamente más protegido en comparación a otros segmentos de ocupados con mayor riesgo de automatización. Por el contrario, en este lapso de tiempo se observa una fuerte destrucción de empleo con riesgo de automatización moderadamente alto y moderadamente bajo, los que disminuyeron 44,5% y 31,4% en ese periodo, respectivamente. Por su parte, el empleo en alto riesgo de automatización tuvo una contracción de 9,6% entre 2017 y 2020.

Lo anterior indica que, pese a la pandemia, entre 2017 y 2020 se mantuvo el patrón esperado en la generación de empleo, que predice que con el avance tecnológico se observaría creación de empleos con bajo riesgo de automatización y destrucción de empleos en alto riesgo de automatización, tal como se observó en el periodo 2015-2017. Sin embargo, en el periodo comprendido entre 2017 y 2020 también se observó una fuerte destrucción de empleos con riesgo de automatización moderadamente bajo, los que se desplomaron 31,4% en el periodo. En este sentido, es crucial considerar que, a diferencia del proceso de automatización, que es un proceso paulatino y continuo en el tiempo, la crisis sanitaria por COVID-19 fue un *shock* repentino e inesperado que implicó la imposición de restricciones a la movilidad y, en consecuencia, un impacto profundo e inmediato sobre el mercado laboral. Con la pandemia, los empleos más expuestos a ser destruidos fueron aquellos correspondientes a actividades no consideradas como esenciales por las autoridades y los que, por su naturaleza, no eran factibles de ser realizados bajo la modalidad de teletrabajo. Sin embargo, no todos estos empleos eran necesariamente empleos en riesgo de automatización alto o moderadamente alto.

Para comprender mejor lo ocurrido entre 2017 y 2020 se requiere analizar más detalladamente los cambios en la composición del empleo.

Como indica la Figura 4 el empleo en alto riesgo de automatización se redujo en promedio 9,6% entre 2017 y 2020. Sin embargo, si desglosamos el empleo en alto riesgo de automatización por nivel de calificación se observan enormes diferencias entre los 3 segmentos. En efecto, entre 2017 y 2020 el empleo de baja calificación y en alto riesgo de automatización se desplomó en 85,9%, lo que fue contrarrestado parcialmente por un alza de 47,8% en el empleo de alta calificación y alto riesgo de automatización. Por su parte, el empleo de mediana calificación y alto riesgo de automatización cayó 5,1% entre 2017 y 2020. En definitiva, durante el periodo 2017-2020 hubo una fuerte destrucción de empleo de baja calificación y alto riesgo de automatización.

Entre los empleos en alto riesgo de automatización destacó la caída de auxiliares de aseo y conductores de vehículos motorizados, que explicaron el 31,4% y el 30,7% de la reducción de este tipo de empleo entre 2017 y 2020, respectivamente.

El empleo en riesgo moderadamente bajo de automatización cayó 31,4% entre 2017 y 2020 de acuerdo a lo que indica la Figura 4. Este tipo de empleo se redujo en todos los niveles de calificación, aunque la caída fue más pronunciada en el segmento de alta calificación. Así, el empleo de alta calificación con riesgo de automatización moderadamente bajo cayó 59,5% en este lapso de tiempo. Por su parte, los empleos con riesgo de automatización moderadamente bajo de mediana y baja calificación se redujeron 13,9% y 15,3% en este periodo, respectivamente.

Por el contrario, el empleo en bajo riesgo de automatización creció 20,5% entre 2017 y 2020. Destacó el crecimiento de 111,3% del empleo de alta calificación con bajo riesgo de automatización en este periodo (es decir, este tipo de empleo más que se duplicó). El empleo de baja calificación y bajo riesgo de automatización creció 29,9% en este lapso de tiempo, mientras que el de mediana calificación y bajo riesgo de automatización se redujo en 25,5%.

Entre los empleos en bajo riesgo de automatización destacó el incremento de profesionales de la educación (que incluye profesores y educadores de todos los niveles educativos, especialistas en métodos pedagógicos, etc) los que explicaron el 41,3% del aumento de este tipo de empleo entre 2017 y 2020.

### **IV.3 ¿Quiénes son los trabajadores con alto riesgo de automatización?**

Desde el punto de vista de las políticas públicas que apuntan a mitigar los efectos colaterales negativos de la automatización es relevante conocer el tipo de ocupaciones que desempeñan los trabajadores en alto riesgo de automatización. La Figura 5 presenta la composición de los ocupados en alto riesgo de automatización según la ocupación que ejercen para los años 2015, 2017 y 2020.

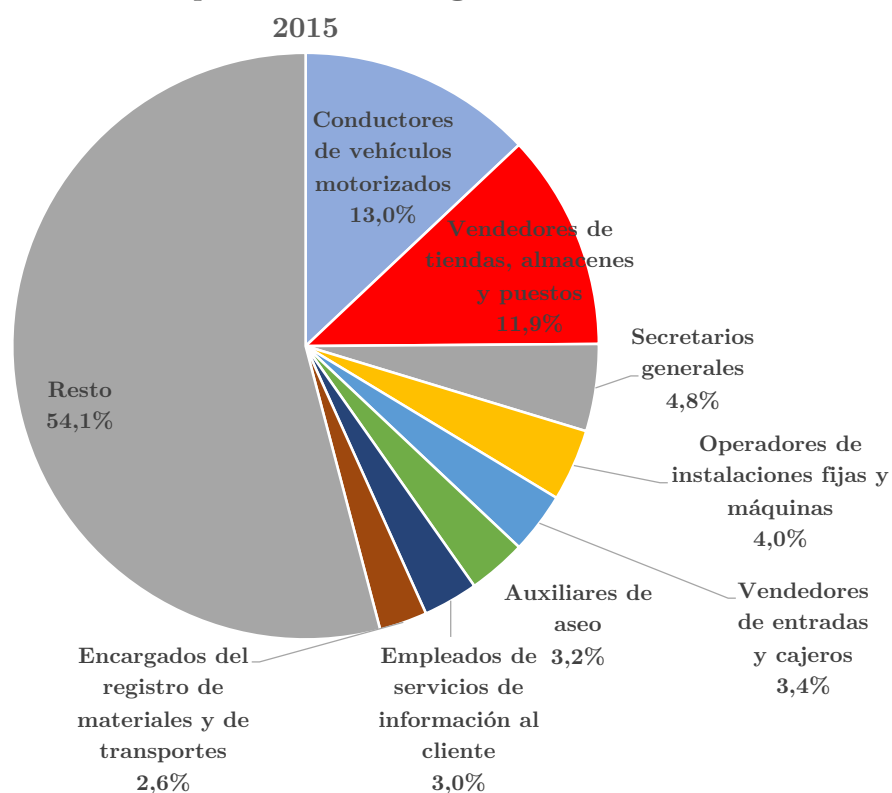
Los datos procesados para el año 2020 indican que el 13,8% de los ocupados en alto riesgo de automatización son conductores de vehículos motorizados. A su vez, el 12,2% de los ocupados en alto riesgo de automatización son vendedores de tiendas, almacenes y puestos. También aparecen como relevantes dentro de los ocupados en alto riesgo de automatización ocupaciones como encargados del registro de materiales y de transportes y operadores de instalaciones fijas y máquinas.

Estas ocupaciones se caracterizan por ser trabajos de mediana calificación, con elevado componente rutinario, y cuyas tareas son altamente susceptibles de ser definidas en términos de reglas codificables o algoritmos.

La mayoría de las ocupaciones en donde se concentra el empleo en alto riesgo de automatización tiende a repetirse en los años 2015, 2017 y 2020, reflejando cierta estabilidad en cuanto a los empleos que, debido a su composición de tareas, tienden a representar una porción importante de los empleos en esta situación. Así, se repiten como relevantes dentro de los ocupados en alto riesgo de automatización ocupaciones como conductores de vehículos motorizados; vendedores de tiendas, almacenes y puestos; encargados del registro de materiales y transportes; operadores de instalaciones fijas y máquinas; y, vendedores de entradas y cajeros.

**Figura 5**

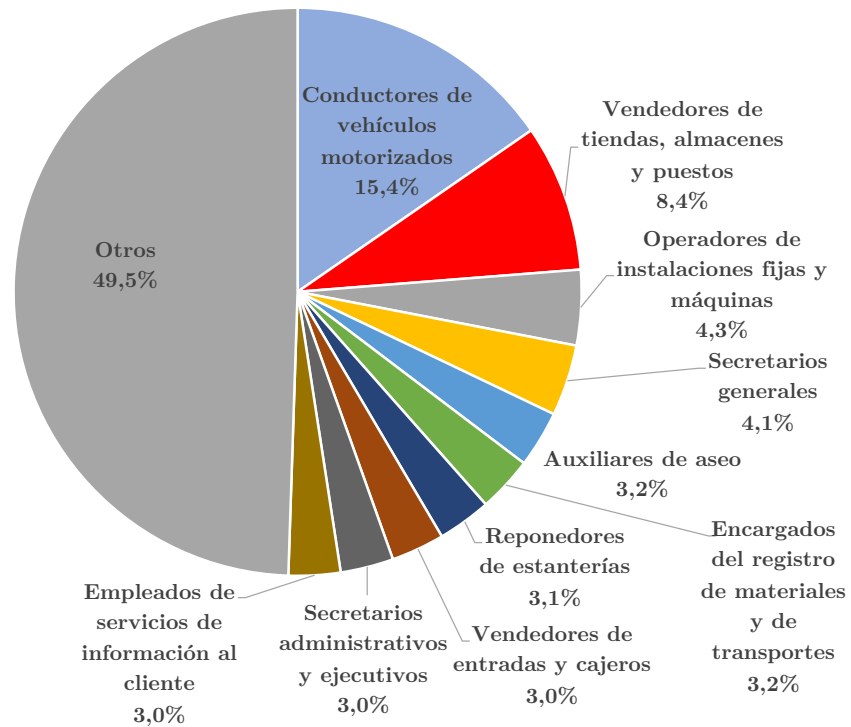
**Composición de los ocupados en alto riesgo de automatización**





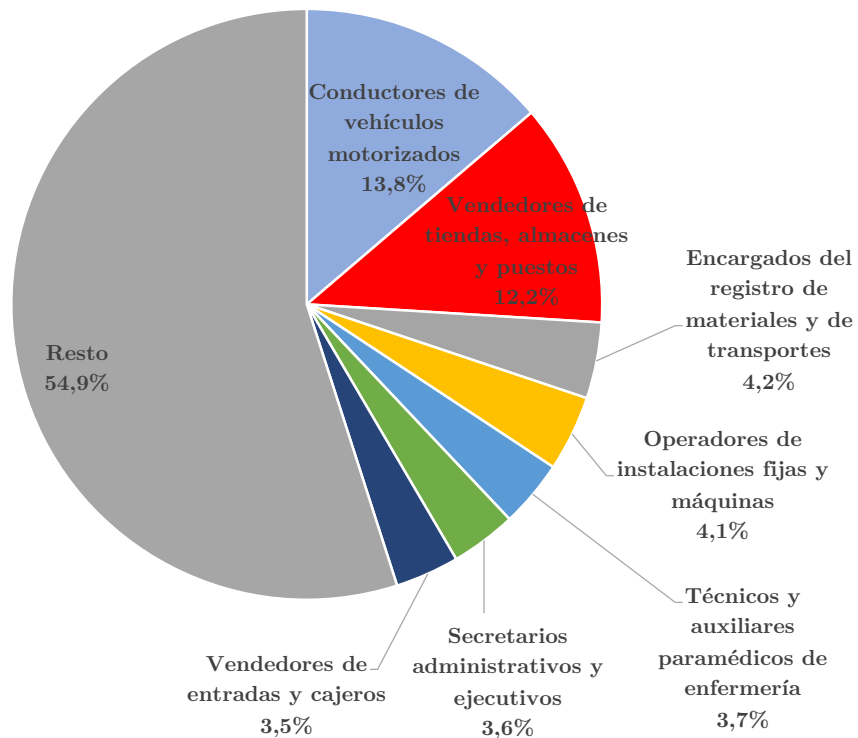
Composición de los ocupados en alto riesgo de automatización

2017



Composición de los ocupados en alto riesgo de automatización

2020



Fuente: Elaboración propia

## V. Conclusiones

Este estudio cuantifica para Chile la prevalencia de trabajadores en alto riesgo de automatización entre 2015 y 2020, realizando desgloses que permiten evaluar en qué segmentos hay mayor prevalencia de trabajadores en esta situación e identifica aquellas ocupaciones en donde se concentra el empleo en alto riesgo de automatización. El estudio además confirma que, en el periodo analizado, se corroboran los patrones esperados asociados al proceso de avance tecnológico que sustituye tareas humanas, pues se destruye empleo en alto riesgo de automatización y se crea empleo en bajo riesgo de automatización, dando cuenta del cambio de composición en el empleo que genera este proceso.

Esta información es de alta relevancia para poder priorizar y dirigir los esfuerzos de las políticas de reconversión laboral, capacitación y formación continua.

Dada la importancia de estos antecedentes urge contar con herramientas que faciliten la realización de estudios periódicos sobre esta materia por parte de los investigadores. En ese sentido, uno de los grandes mensajes de este estudio es que el riesgo de automatización de un trabajador depende de la composición de tareas que realice en el ejercicio de su ocupación, por lo que se requiere contar con información detallada y actualizada con cierta periodicidad sobre las tareas y habilidades que los trabajadores utilizan en la práctica en su ocupación, así como de su frecuencia. Este estudio utilizó la PIAAC de la OCDE para poder contar con esta información clave, pero a medida que pasa el tiempo, esa información va quedando desactualizada, pues dicha encuesta data desde 2015. Así, es necesario contar con una encuesta para Chile con esta información y que sea actualizada periódicamente.

Asimismo, un insumo esencial en este tipo de estudios es la necesidad de evaluar las probabilidades de automatización. Esta investigación utiliza como base la clasificación de las ocupaciones en las etiquetas automatizable/no automatizable del trabajo de Frey y Osborne (2017), categorización que fue hecha por un grupo de expertos del Departamento de Ciencias de la Ingeniería de la Universidad de Oxford en 2010 y que se basa en la tecnología existente hasta ese año. Sin embargo, dados los desarrollos tecnológicos de los últimos años, eventualmente esa categorización puede haber quedado desactualizada, ya sea porque en la actualidad puede ser factible tener elevada certeza del riesgo de automatización en ocupaciones que en 2010 no era posible, o, porque algunas ocupaciones que eran catalogadas por los expertos como no automatizables en ese momento, pueden haber cambiado su situación. Además, debido al grado de subjetividad/arbitrariedad en las evaluaciones lo ideal es que para lograr este fin se usen metodologías que combinen distintos

criterios: evaluaciones de expertos en *machine learning* y académicos; encuestas a empleadores y profesionales de las distintas industrias; análisis de avances, publicaciones, patentes, etc. En ese sentido, el gobierno y las instituciones multilaterales pueden facilitar y coordinar las convocatorias a expertos y allanar el camino para que la cantidad de participantes en estas instancias sea numerosa (un mayor número de participantes facilita realizar análisis respecto al grado de consenso en que las habilidades/tareas son automatizables/no automatizables).

Este estudio también releva los desafíos pendientes en materia de política pública. Las probabilidades de automatización no son fijas, pues pueden reducirse o aumentar dependiendo de qué ocurra con sus fundamentos. Dado que las tareas y habilidades que los trabajadores ejercen en el desarrollo de su ocupación son el determinante crucial detrás del riesgo de automatización, las políticas públicas que afectan la capacidad de adaptabilidad de la fuerza laboral son un elemento clave en la evolución de este riesgo. Así, las probabilidades de reemplazo se pueden reducir significativamente si hacemos las cosas bien.

El contexto de progreso tecnológico permanente en el que vivimos impone la exigencia de aprendizaje continuo, dejando obsoleto el paradigma en donde el aprendizaje finaliza con la obtención de un título o de diplomas, pues las capacidades de las personas requieren estar permanentemente adaptándose a los cambios. El proceso de avance tecnológico acelerado implica que los conocimientos y habilidades adquiridas van quedando obsoletos con mayor rapidez que en el pasado, por lo que quienes permanentemente continúen perfeccionándose y adquiriendo nuevos conocimientos podrán adaptarse mejor al cambio tecnológico y, en consecuencia, aprovecharán mejor las oportunidades que ofrece el surgimiento de nuevas tecnologías.

Así, un funcionamiento eficiente del sistema de capacitación, formación continua y reconversión laboral es indispensable para evitar que los trabajadores se queden anclados en ocupaciones altamente reemplazables y sin las capacidades necesarias para poder adaptarse y seguir trabajando.

En esta materia Chile tiene aún grandes desafíos: reformar la arquitectura actual del sistema de capacitación, formación continua y reconversión laboral; modificar los mecanismos de financiamiento para dar acceso a todos los trabajadores (y no solo a los asalariados formales) a la capacitación y formación continua; mejorar la calidad de los programas de capacitación y formación continua para que tengan un impacto positivo en la productividad laboral; y, mejorar el esquema de incentivos para los proveedores e intermediarios del sistema.

Todos estos desafíos son muy amplios y cada uno de ellos amerita un análisis profundo y requieren grandes esfuerzos. Sin embargo, avanzar en estos aspectos apunta a generar un sistema de formación continua y reconversión laboral flexible, efectivo y que cuente con una institucionalidad que conecte adecuadamente la demanda de habilidades con la oferta de formación de competencias, para así minimizar los eventuales efectos secundarios negativos que puede generar la Cuarta Revolución Industrial sobre los trabajadores, para lo cual es necesario que puedan tener acceso a las herramientas y oportunidades que les permitan aprovechar los beneficios que trae consigo el desarrollo tecnológico.

## Referencias

- Acemoglu D. (2002) “Technical Change, Inequality and th Labor Market”. Journal of Economic Literature Vol.XL. pp.7-72
- Acemoglu, D., Autor, D. (2011). “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings” in: O. Ashenfelter and D.E. Card (eds.) Handbook of Labor Economics, Vol. 4B, Amsterdam: Elsevier, pp. 1043-1171.
- Acemoglu D., Restrepo P. (2018). “Low-Skill” and High-Skill Automation”. Journal of Human Capital. The University of Chicago.
- Arntz, M., T. Gregory and U. Zierahn (2016), “The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis”. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 189, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Autor, D.H., Levy F., Murnane R. (2003). “The Skill Content of Recent Technological Change: an Empirical Exploration”, Quarterly Journal of Economics, Vol. 118/4, pp.1279-1333, <http://dx.doi.org/10.1162/003355303322552801>.
- Autor D., Katz L. y Kearney M. (2006). “The Polarization of the U.S. Labor Market”, American Economic Review Papers and Proceedings, 96(2), 189-194.
- Hawksworth J., Berriman, R., Goel S. (2018). Will robots really steal our jobs?: an international analysis of the potential long term impact of automation. PricewaterhouseCoopers. <https://www.pwc.co.uk/services/economics-policy/insights/the-impact-of-automation-on-jobs.html>.
- Blit, J. (2020). “Automation and Reallocation: Will COVID-19 Usher in the Future of Work?” Canadian Public Policy. <https://doi.org/10.3138/cpp.2020-065>
- Bravo, J., García, A. y Schlechter, H. (2019). “Mercado Laboral Chileno para la Cuarta Revolución Industrial”. Documento de trabajo No. 59. Centro Latinoamericano de Políticas Económicas y Sociales – Pontificia Universidad Católica de Chile
- Dechezleprêtre A., Hémous D., Olsen M., Zanella C. (2021). “Induced Automation: Evidence from Firm-level Patent Data”. Working Paper, No. 384, University of Zurich, Department of Economics, Zurich.
- Ding, L., Molina S. (2020). “Forced automation by COVID-19? Early Trends from Current Population Survey Data”. Discussion Papers. Community Development and Regional Outreach.
- Egaña P., Bustelo M., Ripani L., Soler N., Viollaz M. (2022) “Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk if Losing Their Jobs?”. Technological Forecasting and Social Change. No. 175.

- Egaña P., Cruz G, Micco A. (2022). “COVID-19 and Automation in a developing economy: Evidence from Chile”. *Technological Forecasting and Social Change*. No. 176.
- Felten, E., Raj M., Seamans R. (2019), “The Occupational Impact of Artificial Intelligence on Labor: The Role of Complementary Skills and Technologies”, NYU Stern School of Business, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3368605>.
- Frank M., Autor D., Beesen J., Brynjolfsson W., et al. (2019) “Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor”. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. Vol. 116 (14) pp. 6531 – 6539.
- Frey, C. and M. Osborne (2017). “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 114, pp. 254-280. <http://dx.doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Fundación Chile (2017). “Automatización y Empleo en Chile”. Comisión Nacional de Productividad.
- Georgieff M., Milanez A. (2021). “What happened to jobs at high risk of automation?”. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers* No. 255
- Goos, M., Manning, A. (2007). “Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain”, *Review of Economics and Statistics*, 89(1), 118-133.
- Goos, M., Manning A., Salomons A. (2014). “Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring”, *American Economic Review*, Vol. 104/8, pp.2509-26, <http://dx.doi.org/10.1257/aer.104.8.2509>.
- Grace K., Salvatier J., Dafoe A., Baobao Z., Evans O. (2018). “When will AI exceed human performance? Evidence from AI Experts”. *Journal of Artificial Intelligence Research* 62. pp 729-754.
- Grennan D., Michaely R. (2020) “Artificial Intelligence and high-skilled work: evidence from analysts”. *Swiss Finance Institute Research Paper* No. 20-84.
- Guarascio D., Gualteri V., Quaranta R. “¿Does routinization affect occupation dynamics? Evidence from the “Italian O\*Net” data”. *MPRA Paper* No. 89585.
- Hershbein B., Kahn, L. (2018). “Do Recessions Accelerate Routine-Biased Technological Change? Evidence from Vacancy Postings.” *American Economic Review*, 108(7): pp. 1737–72.
- Jaimovich, N., Siu H. (2020). “Job Polarization and Jobless Recoveries.” *Review of Economics and Statistics*, 102(1): pp. 129–47.
- Loewen P., Lee-Whiting (2021). “Automation, AI and COVID-19”. *Key Issues Series 2021*. Public Policy Forum des Politiques Publiques.
- Mann K., Puttmann L. (2019). “Benign Effects of Automation: New evidence form patent texts”.

- Manyika J., Chui M., Miremadi M., Bughin J. et al. (2017) “A future that works: Automation, employment and productivity”. McKinsey Global Institute. January 2017
- Marcolin, L., Miroudot S., Squicciarini M. (2016). “The Routine Content of Occupations: New Cross-country Measures Based on PIAAC”, OECD Science, Technology and Industry Working Papers, 2016/02, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/5jm0q1dhszjg-en>
- McKinsey Global Institute (2017). “Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation”. December 2017.
- Michales G., Natraj A., Van Reenen J. (2014). “Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years”. The review of economics and statistics. Vol. 96 No. 1. Pp. 60-77
- Nedelkoska, L. and G. Quintini (2018), “Automation, skills use and training”. OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 202, OECD Publishing, Paris, <https://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>
- Petropoulos, G. (2021). “Automation, COVID-19, and labor markets”, Working Paper Series, No. 1229, Asian Development Bank Institute (ADB), Tokyo.
- Sebastian R., Biagi F (2018). “The Routine Biased Technical Change hypothesis: a critical review.” European Commission, Luxembourg.
- Schwab K. (2016). “The Fourth Industrial Revolution: what it means, how to respond”. Artículo extraído de “World Economic Forum”: <https://www.weforum.org/agenda/2016/01/the-fourth-industrial-revolution-what-it-means-and-how-to-respond>.
- Tinbergen, J. (1974). “Substitution of Graduate by Other Labor.” Kyklos 27, 217-226.
- Webb M. (2020) “The impact of artificial intelligence on the labor market”. Stanford University.
- Weller J., Gontero S., Campbell S. (2019) “Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva latinoamericana”. Serie Macroeconomía del Desarrollo No. 201. Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe
- World Economic Forum (2020). “The Future of Jobs Report 2020”. October 2020

## Anexo 1 – Estadística descriptiva y regresiones logísticas de la primera etapa

A continuación, se presentan las medidas de tendencia central de las variables independientes en la PIAAC y los resultados de las regresiones de la primera etapa para cada una de las tareas.

Variable	N	Promedio	Desv. Estándar	Min	Max
Edad	3.607	40,02	13,12	16	65
Sexo (Hombre=1)	3.607	0,48	0,50	0	1
Migrante	3.607	0,03	0,16	0	1
Empleador	3.440	0,06	0,24	0	1
Cuenta Propia/Familiar No Remunerado	3.440	0,22	0,41	0	1
Dependiente	3.440	0,72	0,45	0	1
Educ. Primaria	3.607	0,28	0,45	0	1
Educ. Media	3.607	0,43	0,50	0	1
Educ. Superior	3.607	0,29	0,45	0	1
Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca	3.538	0,07	0,25	0	1
Explotación de minas y canteras	3.538	0,01	0,11	0	1
Industria (MAN + EGA + CON)	3.538	0,21	0,41	0	1
Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas	3.538	0,18	0,38	0	1
Transporte y almacenamiento	3.538	0,06	0,23	0	1
Actividades de alojamiento y de servicio de comidas	3.538	0,05	0,23	0	1
Información y comunicaciones	3.538	0,02	0,14	0	1

Variable	N	Promedio	Desv. Estándar	Min	Max
Actividades financieras, de seguros e inmobiliarias	3.538	0,04	0,19	0	1
Actividades profesionales, científicas y técnicas	3.538	0,03	0,17	0	1
Actividades de servicios administrativos y de apoyo	3.538	0,04	0,20	0	1
Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria	3.538	0,04	0,19	0	1
Enseñanza	3.538	0,08	0,28	0	1
Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social	3.538	0,05	0,22	0	1
Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas	3.538	0,02	0,12	0	1
Otras actividades de servicios	3.538	0,10	0,30	0	1
Directores, Gerentes y Administradores	3.539	0,04	0,20	0	1
Profesionales	3.539	0,11	0,32	0	1
Técnicos de nivel medio y profesionales asociados	3.539	0,15	0,35	0	1
Empleados de oficina	3.539	0,09	0,28	0	1
Trabajadores de los servicios y vendedores	3.539	0,24	0,43	0	1
Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas	3.539	0,14	0,34	0	1
Operadores de instalaciones y máquinas y montadores	3.539	0,07	0,25	0	1
Trabajadores no calificados	3.539	0,17	0,37	0	1







## Anexo 2 - Ramas de actividad utilizadas según el criterio CIU rev.4

Ramas de actividad en la PIAAC CIU rev.4	Ramas de actividad utilizadas en la primera etapa del estudio CIU rev.4
Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca	Agricultura, ganadería, silvicultura y pesca
Explotación de minas y canteras	Explotación de minas y canteras
Industrias manufactureras	Industria (MAN + EGA + CON)
Suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado	
Suministro de agua; evacuación de aguas residuales, gestión de desechos y	
Construcción	
Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas	Comercio al por mayor y al por menor; reparación de vehículos automotores y motocicletas
Transporte y almacenamiento	Transporte y almacenamiento
Actividades de alojamiento y de servicio de comidas	Actividades de alojamiento y de servicio de comidas
Información y comunicaciones	Información y comunicaciones
Actividades financieras y de seguros	Actividades financieras, de seguros e inmobiliarias
Actividades inmobiliarias	
Actividades profesionales, científicas y técnicas	Actividades profesionales, científicas y técnicas
Actividades de servicios administrativos y de apoyo	Actividades de servicios administrativos y de apoyo
Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria	Administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria
Enseñanza	Enseñanza
Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social	Actividades de atención de la salud humana y de asistencia social
Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas	Actividades artísticas, de entretenimiento y recreativas
Otras actividades de servicios	Otras actividades de servicios
Actividades de los hogares como empleadores; actividades no diferenciadas de los hogares como productores de bienes y servicios para uso propio	

### Anexo 3 – Estadísticos evaluadores de rendimiento de los clasificadores

Las métricas que ayudan a evaluar el rendimiento de los clasificadores se basan en problemas de dos clases, estos son los tipos de aciertos y los tipos de errores resultantes en la matriz de aciertos y errores. A continuación, se presenta nuevamente la matriz de errores y aciertos en conjunto con la definición de los estadísticos que evalúan los problemas de las clases mencionadas.

**Tabla A2.1**  
**Matriz de Aciertos y Errores**

		Efectivas		
Frecuencia de uso de Habilidades		Habitual	No Habitual	Total
Pronosticada	Habitual	<b>A</b>	<b>B</b>	Número pronosticado de ocupados que ocupan la habilidad habitualmente (A+B)
	No Habitual	<b>C</b>	<b>D</b>	Número pronosticado de ocupados que no ocupan la habilidad habitualmente (B+C)
	Total	Número efectivo de ocupados que ocupan la habilidad habitualmente (A+C)	Número efectivo de ocupados que no ocupan la habilidad habitualmente (B+D)	Total de ocupados (A+B+C+D)

- 1) Verdaderos positivos (Celda A): Número de observaciones habituales reales, pronosticadas como habituales.
- 2) Falsos positivos (Celda B): Número de observaciones no habituales reales, pronosticadas como habituales.
- 3) Falsos negativos (Celda C): Número de observaciones habituales reales, pronosticadas como no habituales.
- 4) Falsos negativos (Celda D): Número de observaciones no habituales reales, pronosticadas como no habituales.

A partir de estas definiciones los estadísticos de evaluación más habituales son:

- **Exactitud:** Es la proporción de decisiones correctas realizadas por el clasificador.

$$\textit{Exactitud} = \frac{A + D}{A + B + C + D}$$

- **Sensibilidad:** Mide el grado en que un clasificador puede reconocer correctamente los casos con realización de tareas habituales reales.

$$\textit{Sensibilidad} = \frac{A}{A + C}$$

- **Especificidad:** Mide el grado en que un clasificador puede reconocer correctamente los casos de realización de tareas no habituales reales.

$$\textit{Especificidad} = \frac{D}{B + D}$$

- **Precisión:** Mide el grado en que un clasificador pronostica las observaciones habituales reales respecto del total de valores pronosticados como habituales.

$$\textit{Precisión} = \frac{A}{A + B}$$

- **F1-Score:** Es la media armónica entre la sensibilidad y la precisión. Esta medida considera no solo la cantidad de errores de predicción que comete su modelo, sino que también el tipo de errores que se cometen. El F1-Score agrupa en un solo indicador los estadísticos de precisión y sensibilidad, los cuales en general son los estadísticos que generalmente se utiliza cuando se presenta el desequilibrio en las categorías.

$$\textit{F1 - Score} = 2 * \frac{(\textit{Sensibilidad} * \textit{Precisión})}{(\textit{Sensibilidad} + \textit{Precisión})}$$

$$F1 - Score = 2 * \frac{\left(\frac{A}{A+C} * \frac{A}{A+B}\right)}{\left(\frac{A}{A+C} + \frac{A}{A+B}\right)}$$

- **G-Mean:** Es la media geométrica entre la sensibilidad y la precisión. Esta medida trata de maximizar el acierto en ambas categorías (habituales y no habituales) considerando un balance entre ambas.

$$G - Mean = \sqrt{Sensibilidad * Especificidad}$$

$$G - Mean = \sqrt{\frac{A}{A+C} * \frac{D}{B+D}}$$

## Anexo 4 – Umbrales seleccionados para la imputación de la frecuencia de realización de las tareas en las encuestas CASEN y comparación de prevalencias de realización habitual de tareas en CASEN 2015, 2017 y 2020 vs PIAAC

Codigo	Descripción Tarea	Umbral seleccionado	Criterio seleccionado
f_q01b	Tiempo de cooperación con los compañeros de trabajo	60%	Gmean
f_q02a	Compartir información relacionada al trabajo con los compañeros	70%	Gmean
f_q02b	Enseñar o capacitar a la gente	43%	Gmean
f_q02c	Realizar presentaciones en público	21%	F1
f_q02d	Venta	40%	Gmean
f_q02e	Asesorar a las personas	42%	Gmean
f_q03a	Planificación de actividades propias	66%	Gmean
f_q03b	Planificación de actividades de otros	29%	Gmean
f_q03c	Organización del propio tiempo	78%	Gmean
f_q04a	Influir en la gente	50%	Gmean
f_q04b	Negociar con la gente	36%	Gmean
f_q05a	Resolución problemas sencillos	62%	Gmean
f_q05b	Resolución problemas complejos	37%	Gmean
f_q06b	Trabajar físicamente durante mucho tiempo	57%	Gmean
f_q06c	Uso de manos o dedos	81%	Gmean
g_q01a	Leer direcciones o instrucciones	51%	Gmean
g_q01d	Leer revistas o publicaciones académicas (journals)	29%	F1
g_q01e	Leer libros	19%	F1
g_q01f	Leer manuales o materiales de referencia	39%	Gmean
g_q02b	Escribir artículos de difusión para la opinión pública	5%	F1
g_q02d	Rellenar formularios	30%	Gmean
g_q03b	Cálculo de costos o presupuestos	44%	Gmean
g_q03c	Utilizar o calcular fracciones o porcentajes	36%	Gmean
g_q03f	Preparar gráficos o tablas	27%	F1
g_q03g	Utilizar álgebra o fórmulas sencillas	27%	F1
g_q03h	Usar matemáticas o estadísticas avanzadas	12%	F1
g_q05a	Uso de internet - Para el correo	47%	F1
g_q05c	Uso de Internet - Información relacionada con el trabajo	75%	Gmean
g_q05d	Uso de Internet - Realizar transacciones	37%	Gmean
g_q05e	Uso de ordenador - Excel	58%	Gmean
g_q05f	Uso de ordenador - Word	58%	Gmean
g_q05g	Uso de ordenador - Lenguaje de programación	18%	F1
g_q05h	Uso de ordenador - Intercambio de ideas a través de medios online	19%	F1

Codigo	Descripción Habilidad	CASEN 2015	CASEN 2017	CASEN 2020	Prevalencia PIAAC
f_q01b	Tiempo de cooperación con los compañeros de trabajo	47,52%	46,61%	46,64%	57,31%
f_q02a	Compartir información relacionada al trabajo con los compañeros	57,50%	55,76%	55,67%	66,36%
f_q02b	Enseñar o capacitar a la gente	40,05%	38,20%	40,92%	40,35%
f_q02c	Realizar presentaciones en público	18,80%	19,70%	24,56%	15,88%
f_q02d	Venta	29,65%	30,77%	32,46%	36,07%
f_q02e	Asesorar a las personas	42,55%	43,96%	50,69%	41,21%
f_q03a	Planificación de actividades propias	46,70%	50,51%	58,58%	68,97%
f_q03b	Planificación de actividades de otros	33,72%	35,22%	40,99%	27,83%
f_q03c	Organización del propio tiempo	42,96%	47,02%	55,99%	77,67%
f_q04a	Influir en la gente	39,24%	40,52%	47,19%	47,81%
f_q04b	Negociar con la gente	40,41%	42,18%	48,69%	38,29%
f_q05a	Resolución Problemas Sencillos	50,51%	52,21%	57,94%	63,08%
f_q05b	Resolución Problemas Complejos	38,36%	40,25%	46,78%	35,28%
f_q06b	Trabajar físicamente durante mucho tiempo	60,65%	59,24%	55,08%	54,93%
f_q06c	Uso de manos o dedos	72,44%	70,45%	64,45%	81,86%
g_q01a	Leer direcciones o instrucciones	48,01%	48,49%	53,33%	52,73%
g_q01d	Leer revistas o publicaciones académicas (journals)	22,01%	24,39%	31,14%	23,44%
g_q01e	Leer libros	15,83%	17,93%	22,80%	14,44%
g_q01f	Leer manuales o materiales de referencia	34,00%	35,11%	41,27%	36,29%
g_q02b	Escribir artículos de difusión para la opinión pública	13,30%	13,52%	14,82%	2,72%
g_q02d	Rellenar formularios	42,21%	42,37%	45,61%	29,56%
g_q03b	Cálculo de costos o presupuestos	36,76%	37,96%	39,95%	42,79%
g_q03c	Utilizar o calcular fracciones o porcentajes	38,18%	38,98%	43,19%	35,44%
g_q03f	Preparar gráficos o tablas	16,36%	17,53%	22,19%	14,69%
g_q03g	Utilizar álgebra o fórmulas sencillas	22,61%	23,33%	26,98%	20,72%
g_q03h	Usar matemáticas o estadísticas avanzadas	6,60%	6,91%	8,75%	4,33%
g_q05a	Uso de internet - Para el correo	83,14%	83,79%	86,22%	79,25%
g_q05c	Uso de Internet - Información relacionada con el trabajo	31,97%	31,50%	36,00%	75,00%
g_q05d	Uso de Internet - Realizar transacciones	20,46%	20,80%	23,31%	37,24%
g_q05e	Uso de ordenador - Excel	23,07%	22,02%	23,42%	54,71%
g_q05f	Uso de ordenador - Word	26,32%	27,00%	32,25%	60,65%
g_q05g	Uso de ordenador - Lenguaje de programación	12,19%	11,09%	9,68%	11,88%
g_q05h	Uso de ordenador - Intercambio de ideas a través de medios online	12,37%	12,18%	13,78%	14,52%





 **OCEC** **udp**  
Observatorio del Contexto Económico