

IMPACTO DE LAS TECNOLOGÍAS DIGITALES AVANZADAS EN EL EMPLEO EN CHILE (2013-2022)

Fernando Callorda
Raúl Katz



NACIONES UNIDAS

CEPAL



Gracias por su interés en esta publicación de la CEPAL



Si desea recibir información oportuna sobre nuestros productos editoriales y actividades, le invitamos a registrarse. Podrá definir sus áreas de interés y acceder a nuestros productos en otros formatos.

Deseo registrarme



NACIONES UNIDAS



www.cepal.org/es/publications



www.instagram.com/publicacionesdelacepal



www.facebook.com/publicacionesdelacepal



www.issuu.com/publicacionescepal/stacks



www.cepal.org/es/publicaciones/apps

Impacto de las tecnologías digitales avanzadas en el empleo en Chile (2013-2022)

Fernando Callorda
Raúl Katz



Este documento fue elaborado por Fernando Callorda y Raúl Katz, Consultores de la División de Desarrollo Productivo y Empresarial de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), y coordinado por Fernando Rojas, Asistente Superior de Asuntos Económicos de la misma División, con el apoyo de la Alianza Digital Unión Europea-América Latina y el Caribe.

Ni la Unión Europea ni ninguna persona que actúe en su nombre es responsable del uso que pueda hacerse de la información contenida en esta publicación. Los puntos de vista expresados en este estudio son de los autores y no reflejan necesariamente los puntos de vista de la Unión Europea.

Las Naciones Unidas y los países que representan no son responsables por el contenido de vínculos a sitios web externos incluidos en esta publicación.

No deberá entenderse que existe adhesión de las Naciones Unidas o los países que representan a empresas, productos o servicios comerciales mencionados en esta publicación.

Las opiniones expresadas en este documento, que no ha sido sometido a revisión editorial, son de exclusiva responsabilidad de los autores y pueden no coincidir con las de las Naciones Unidas o las de los países que representan.

Publicación de las Naciones Unidas
LC/TS.2024/55
Distribución: L
Copyright © Naciones Unidas, 2024
Todos los derechos reservados
Impreso en Naciones Unidas, Santiago
S.2400661[S]

Esta publicación debe citarse como: F. Callorda y R. Katz, "Impacto de las tecnologías digitales avanzadas en el empleo en Chile (2013-2022)", *Documentos de Proyectos* (LC/TS.2024/55), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2024.

La autorización para reproducir total o parcialmente esta obra debe solicitarse a la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), División de Documentos y Publicaciones, publicaciones.cepal@un.org. Los Estados Miembros de las Naciones Unidas y sus instituciones gubernamentales pueden reproducir esta obra sin autorización previa. Solo se les solicita que mencionen la fuente e informen a la CEPAL de tal reproducción.

Índice

Resumen	7
Introducción	15
I. Revisión de la literatura de investigación	17
A. El impacto de la automatización en el empleo medido por ocupaciones.....	17
B. El impacto de la automatización en el empleo medido por tareas	19
C. El impacto de la automatización en el empleo usando encuestas de hogares en América Latina	20
II. Metodología del estudio	23
A. Marco teórico general	23
B. El impacto de la automatización en el empleo medido por ocupaciones.....	25
C. El impacto de la automatización en el empleo medido por tareas	26
D. Limitaciones de la metodología utilizada y recomendaciones para futuras investigaciones.....	28
III. Estadísticas utilizadas	31
A. Caracterización de la fuerza laboral de Chile entre 2013 y 2022	32
B. Caracterización de la población desempleada en Chile entre 2013 y 2022	34
IV. Resultados del estudio	37
A. El impacto del <i>machine learning</i> (aprendizaje de máquinas) y sistemas robóticos en el empleo medido por ocupaciones.....	37
B. El impacto de la inteligencia artificial generativa en el empleo medido por ocupaciones	40
C. El impacto del <i>machine learning</i> (aprendizaje de máquinas) y sistemas robóticos medido por tareas	42
D. El impacto de la inteligencia artificial generativa medido por tareas	45
E. Proyecciones temporales de impacto	47

V. Implicancias y políticas públicas	55
A. Estimación del impacto de las nuevas tecnologías en el mercado laboral.....	55
B. Formular programas de capacitación en tecnologías digitales.....	56
C. Estímulos a la creación de empleos	57
D. Adaptación institucional.....	57
1. Arquitectura de colaboración interministerial.....	57
2. Inclusión del sector empresarial privado	58
3. Revitalizar la representación colectiva	58
E. Intervenciones públicas por segmentos sociales.....	58
1. Políticas públicas vinculadas al nivel educativo	58
2. Políticas públicas vinculadas al nivel de ingreso	59
3. Políticas públicas vinculadas al género.....	60
4. Políticas públicas vinculadas al grupo etario	60
Bibliografía	63
Anexos	65
Anexo 1	66
Anexo 2	73
Anexo 3	81

Cuadros

Cuadro 1	Chile: composición de la fuerza de trabajo por nivel educativo, 2013-2022	9
Cuadro 2	Chile: análisis por ocupaciones	24
Cuadro 3	Chile: análisis por tareas	24
Cuadro 4	Composición del mercado laboral chileno por género, 2013-2022	32
Cuadro 5	Composición del mercado laboral chileno por nivel educativo, 2013-2022	33
Cuadro 6	Composición del mercado laboral chileno por rango etario, 2013-2022	34
Cuadro 7	Composición de la población en condición de desempleo en Chile por género, 2013-2022.....	34
Cuadro 8	Composición de la población en condición de desempleo en Chile por nivel educativo, 2013-2022	35
Cuadro 9	Composición de la población en condición de desempleo en Chile por rango etario, 2013-2022.....	36
Cuadro 10	Riesgo de automatización, análisis por ocupación bajo tecnologías iniciales, 2013-2022	38
Cuadro 11	Riesgo de automatización por empleo por inteligencia artificial generativa, análisis por ocupación, 2013-2022	40
Cuadro 12	Riesgo de pérdida de empleos por aprendizaje de máquinas y sistemas robóticos, análisis por tareas, 2013-2022	43
Cuadro 13	Riesgo de reestructuración de empleos por aprendizaje de máquinas y sistemas robóticos, análisis por tareas, 2013-2022	44
Cuadro 14	Riesgo de pérdida de empleos por automatización de la inteligencia artificial generativa, análisis por tareas, 2013-2022	45
Cuadro 15	Riesgo de reestructuración de empleos por la inteligencia artificial generativa, análisis por tareas, 2013-2022	47
Cuadro 16	Chile: porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización.....	48
Cuadro 17	Año de impacto máximo de la automatización	48
Cuadro 18	Chile: proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización.....	50

Cuadro 19	Chile: proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización, escenarios alternativos en base al modelo de Bass.....	51
Cuadro 20	Chile: proyección de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización (escenario típico)	52
Cuadro 21	Chile: proyección de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización (escenario gradual)	53
Cuadro 1A	Probabilidades de automatización para ocupaciones de acuerdo al CIOU-88	66
Cuadro 2A	Probabilidades de automatización consideradas en el análisis	73
Cuadro 3A	Riesgo de automatización bajo tecnologías iniciales, análisis por ocupación considerando CIUO 08, 2013-2022.....	81

Gráficos

Gráfico 1	Porcentaje de empleos afectados por el aprendizaje de máquinas y los sistemas robóticos, 2013-2022.....	10
Gráfico 2	Porcentaje de la fuerza de trabajo que pierde empleo por la inteligencia artificial generativa, 2022.....	11
Gráfico 3	Chile: evolución del impacto tecnológico en el empleo	12
Gráfico 4	Función de densidad de probabilidad de automatización Neldekoska y Quintini (2018) a la izquierda vs Espíndola y Suarez (2023) a la derecha	28
Gráfico 5	Chile: evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización, 2022-2048	52

Diagrama

Diagrama 1	Conceptualización del modelo de desarrollo temporal	49
------------	---	----

Resumen

La digitalización, definida como la adopción de tecnologías digitales tanto maduras (como la banda ancha y las comunicaciones inalámbricas) como avanzadas (lo que incluye el internet de las cosas, la impresión tri-dimensional, y las diferentes variantes de inteligencia artificial) representa un punto de inflexión en términos de impacto en el mercado laboral, con implicancias significativas tanto para los trabajadores como para los formuladores de políticas públicas (en el terreno educativo y de desarrollo social, entre otras áreas). Esta investigación examina en profundidad cómo la automatización, en particular la adopción de herramientas de inteligencia artificial va a reconfigurar gradualmente la estructura laboral chilena. Al realizar un análisis de impacto en ocupaciones, así como en las tareas encaradas al interior de cada ocupación, el análisis permite destacar la dualidad de riesgos, tanto como resultado de la desaparición completa de puestos de trabajo como por la reestructuración de ocupaciones debido a cambios en un número significativo de tareas dentro de éstas. De esta manera, con base en esta investigación es posible determinar que mientras que algunos empleos están en riesgo de ser completamente eliminados debido a la sustitución tecnológica, otros requerirán modificaciones sustanciales para acomodar nuevos procesos y metodologías de trabajo. A través de un análisis cuantitativo, este estudio busca entender las dinámicas de estos cambios, enfocándose en cómo diferentes grupos sociales están siendo afectados de manera desigual por estas tendencias. Para ello, se basa en estadísticas nacionales de Chile compiladas entre el 2013 y el 2022, con lo cual por primera vez puede analizarse la serie histórica de la última década para visualizar tendencias.

El presente estudio tiene como objetivo primordial actualizar y profundizar en los hallazgos de Katz, Callorda y Jung (2021)¹, quienes analizaron la situación en Chile hasta el año 2017. A través del uso de datos recientemente publicados por la Encuesta CASEN (Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional) 2020 y 2022, esta investigación procura determinar si los resultados previamente publicados mantienen su validez a lo largo del tiempo. Adicionalmente, se examina en qué medida la introducción de la inteligencia artificial generativa ha acelerado las tendencias previamente

¹ Katz, R., & Callorda, F. & Jung, J. (2021). The impact of automation on employment and its social implications: evidence from Chile, *Economics of Innovation and New Technology*, Taylor & Francis Journals, vol. 32(5), pages 646-662, July.

estimadas de impacto en el empleo. **Es importante mencionar que las estimaciones de este estudio no se manifiestan totalmente en la actualidad, sino que van a alcanzar un impacto completo en el curso de las próximas tres décadas como resultado de la adopción gradual de dichas tecnologías en los procesos productivos.**

El análisis considera dos escenarios de impacto de las nuevas tecnologías digitales en ocupaciones de la fuerza laboral chilena (impacto medido como porcentaje de los trabajadores que van a ser “afectados”² por las nuevas tecnologías):

- ¿Cuál hubiera sido el impacto de las plataformas de inteligencia artificial de *machine learning*³ y los sistemas robóticos en el mercado laboral chileno entre el 2013 y el 2022 si estas tecnologías hubiesen alcanzado una plena adopción en el tejido productivo? ¿Cómo anticipamos el efecto cuando esto ocurra?
- ¿Considerando los avances de la inteligencia artificial que van del *machine learning* a la inteligencia artificial generativa⁴, cuál sería el impacto en el mercado laboral chileno del 2020 y el 2022 si esta última tecnología hubiese sido adoptada en el conjunto del sistema productivo? ¿Cómo anticipamos el efecto de pasar de una generación de inteligencia artificial a la siguiente cuando esto ocurra?

Las estimaciones en respuesta a estas dos preguntas son las siguientes:

- El porcentaje de trabajadores afectados por la combinación de *machine learning* y los sistemas robóticos refleja una tendencia decreciente, pasando del 58,91% de empleos afectados en 2013 a 53,01% en 2022. ¿Cómo se explica esta tendencia? Esta sugiere que el mercado laboral está adaptándose progresivamente a las demandas de las nuevas tecnologías a partir de un mayor nivel educativo de la fuerza de trabajo⁵. Esto es confirmado cuando se observa la evolución del nivel educativo de la fuerza de trabajo chilena entre el 2013 y el 2022. El porcentaje de trabajadores dentro de la fuerza laboral sin educación básica ha disminuido de 10,85% en el 2013 a 6,32% en el 2022, mientras que este valor para trabajadores con solo la educación básica también se ha reducido de 23,40% en 2013 a 15,67% en 2022. Esta tendencia indica un desplazamiento hacia una fuerza laboral más educada, lo cual explica la reducción global del riesgo de automatización (ver cuadro 1).

² El concepto de “afectados” incluye la desaparición de la fuente de trabajo debido a la automatización de esta o a cambios en las características del empleo debido a la reestructuración de procesos involucrados en el mismo.

³ *Machine learning* (en castellano, aprendizaje de máquinas) es un campo de la inteligencia artificial que utiliza algoritmos que aprenden de bases de datos para realizar predicciones a partir de los patrones y estructuras. Su uso es relativamente común en industrias como la salud y finanzas.

⁴ La inteligencia artificial generativa es un tipo de inteligencia artificial que puede crear ideas y contenidos nuevos, como conversaciones, texto, y hasta programas de informática. Estas intentan imitar la inteligencia humana en tareas informáticas no tradicionales, como el reconocimiento de imágenes, el procesamiento de lenguaje natural, y la traducción. La IA generativa es el siguiente paso en la inteligencia artificial. Puede ser entrenada para que aprenda lenguaje humano, lenguajes de programación, química, biología o cualquier tema complejo. Los ejemplos más comunes son el ChatGPT de OpenAI, Claude de Anthropic, y Bard de Google. Los algoritmos de la IA generativa pueden explorar y analizar datos complejos, y pueden descubrir nuevas tendencias y patrones que, de otro modo, no serían evidentes, como resumir contenido, proporcionar nuevas ideas y crear documentación detallada a partir de notas de investigación, pudiendo mejorar drásticamente la innovación.

⁵ Cuanto más alto es el nivel de educación en la fuerza de trabajo, menor es la probabilidad de automatización de la ocupación en la medida de que esta refleja *ceteris paribus* mayor complejidad analítica y un menor grado de rutinización. Este punto ya ha sido enfatizado en la literatura académica previa al análisis del impacto de la automatización (ver Nelson y Phelps, 1966; Katz y Murphy, 1992; Goldin y Katz, 1998).

Cuadro 1
Chile: composición de la fuerza de trabajo por nivel educativo, 2013-2022
 (En porcentajes)

Nivel educativo	2013	2015	2017	2020	2022
Sin educación básica	10,85	9,72	9,19	6,95	6,32
Educación básica	23,40	21,78	20,33	16,31	15,67
Educación media	37,36	38,31	37,58	34,48	35,84
Educación superior	28,39	30,19	32,90	42,26	42,16

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

En otras palabras, a mayor educación, el mercado laboral se modifica con lo cual existen menos trabajadores susceptibles de ser afectados por el aprendizaje de máquinas y los sistemas robóticos.

- Cuando se considera el impacto en el empleo de las tecnologías asociadas a la inteligencia artificial generativa, el porcentaje de la fuerza de trabajo afectada continúa disminuyendo, aunque marginalmente, alcanzando valores de 51,27% en 2020 y 51,44% en 2022, de 52,89% en el 2013 a 51,44% en el 2022. La relativa estabilidad de estas cifras indica que las tecnologías emergentes, aunque potencialmente disruptivas, aún no se traducen en un aumento significativo en el porcentaje de empleos "afectados". El cambio importante es en la composición de los empleos afectados. Bajo las tecnologías de *machine learning* y sistemas robóticos, los trabajadores más afectados son aquellos que no han completado educación básica (71,48%) o que la han acabado (67,36%), es decir aquellos que desempeñan los empleos más rutinarios con poca demanda de capacidad cognitiva. Considerando la inteligencia artificial generativa, el porcentaje de trabajadores con educación superior alcanza 45,24% mientras que bajo la generación anterior de inteligencia artificial ese valor era de 35,90%. En otras palabras, con el aumento de capacidad de la inteligencia artificial el porcentaje total de trabajadores afectados no cambió, pero la composición de éstos incluye un mayor número de empleos requiriendo mayor educación.

De todas maneras, considerando que aproximadamente la mitad de la fuerza de trabajo podría verse afectada por la adopción de estas tecnologías en el sector productivo, corresponde diferenciar entre el porcentaje de empleos que desaparecerán y aquellos que serán reestructurados para adaptarse al nuevo entorno tecnológico. Para ello, se debe recurrir al análisis por tareas, el cual establece una diferenciación basada en el umbral de tareas a ser automatizadas como factor determinante de desaparición de un empleo o su reestructuración.⁶ De acuerdo con esta metodología, se analizan los dos escenarios descritos arriba, pero diferenciando entre el porcentaje de empleos que desaparecerán y aquellos que deberán ser reestructurados. El primer grupo presentará implicancias sociales disruptivas, mientras que el segundo deberá afrontar intervenciones significativas de capacitación y reciclaje de la fuerza laboral:

- Inicialmente, asumiendo una adopción plena del *machine learning* y los sistemas robóticos en el sistema productivo, el riesgo de pérdida de empleo en 2013 se situaba en un 23,36%, experimentando una ligera disminución en los años subsiguientes hasta alcanzar el 21,24% en 2017. Esta tendencia a la disminución coincide con el análisis por ocupaciones descrito arriba. Sin embargo, el año 2020 marca un punto de inflexión notable, con un incremento del riesgo de desaparición de empleo alcanzando el 24,37% de la fuerza de trabajo, seguido por un aumento adicional en 2022 al 25,40%. Este salto puede ser atribuido al contexto de la

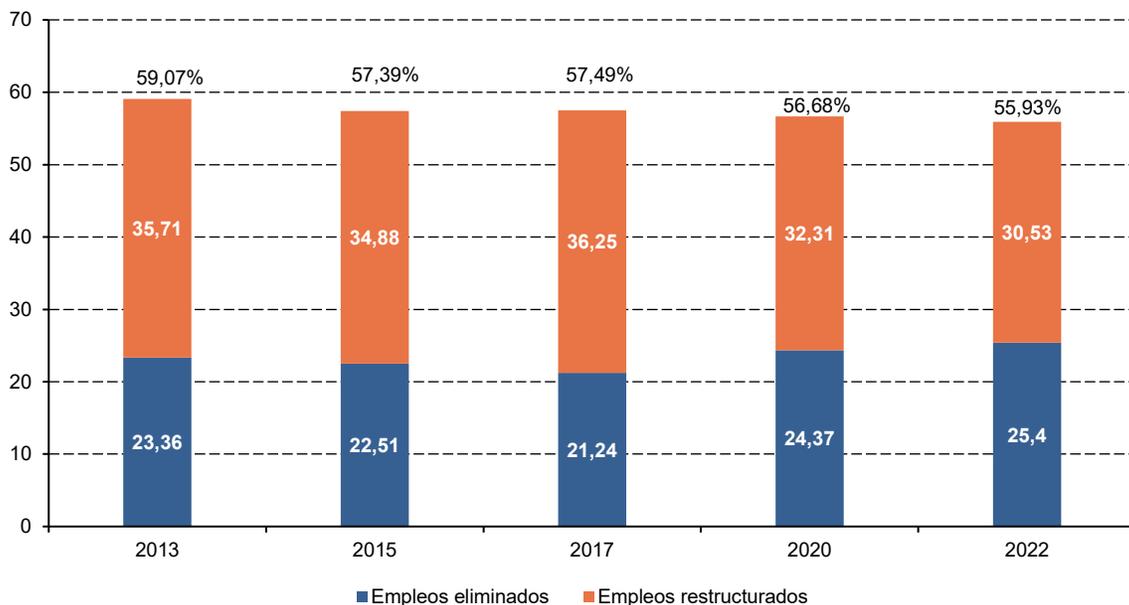
⁶ Si el porcentaje de tareas de una ocupación a ser automatizada excede el 73%, la misma desaparecerá; si el porcentaje es de entre 46% y 73%, dicha ocupación será reestructurada. Así también se realiza el análisis con umbrales del 50% y 70%.

pandemia de COVID-19, durante el cual se aceleró la transición hacia modalidades de trabajo que incorporan en mayor medida las tecnologías digitales. La crisis sanitaria impulsó la adopción de herramientas digitales y modelos de negocio que favorecen la automatización, aumentando así el riesgo de pérdida de empleos en todos los sectores, independientemente del nivel educativo.

- Las probabilidades de pérdida de empleo a partir de la adopción de inteligencia artificial generativa aumentan en relación con la generación precedente de inteligencia artificial (el *machine learning*), alcanzando el 29,55% de la fuerza de trabajo, en parte reflejando que la misma comienza a afectar trabajadores que han completado el ciclo de educación media.
- Por otro lado, el porcentaje de empleos reestructurados, donde el trabajador conserva su trabajo, pero lo debe desempeñar bajo nuevas condiciones y procesos, disminuye, afectando 17,13% de la fuerza de trabajo.

En otras palabras, el análisis por tareas demuestra que, coincidentemente con el análisis por ocupaciones, el porcentaje total de la fuerza de trabajo afectada por tecnologías digitales como el *machine learning* y la inteligencia artificial generativa disminuye entre el 2013 y 2022, pero la porción de empleos a riesgo de desaparición se ha incrementado (ver gráfico 1).

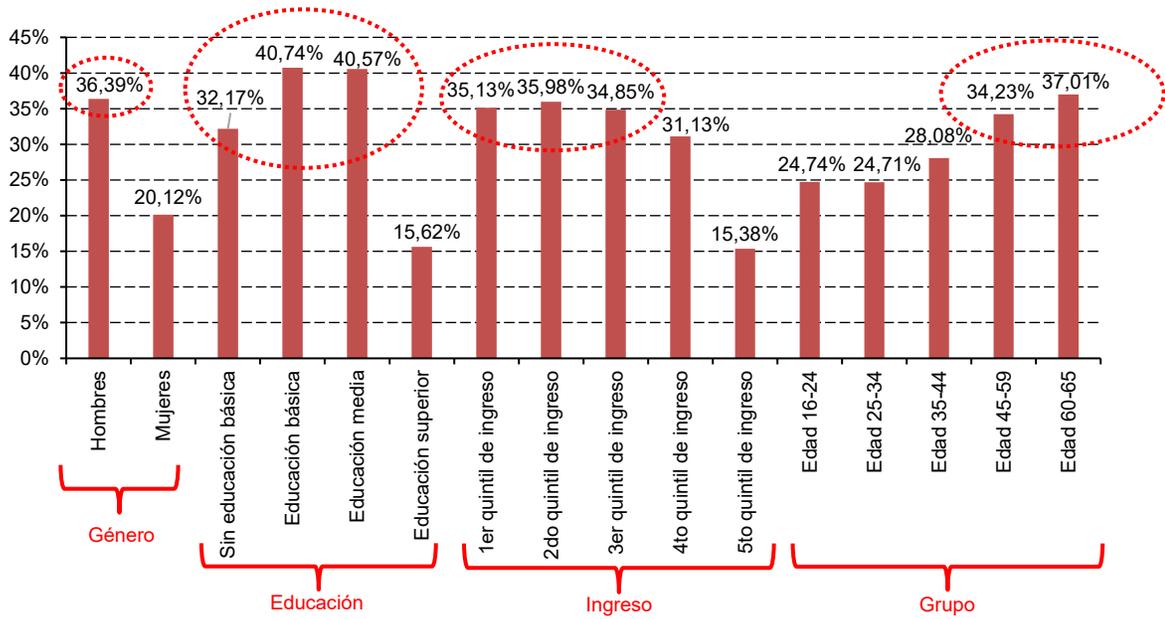
Gráfico 1
Porcentaje de empleos afectados por el aprendizaje de máquinas y los sistemas robóticos, 2013-2022



Fuente: Elaboración propia.

Otro punto por mencionar es que el análisis de impacto por grupo social indica una clara tendencia a la polarización, afectando a los grupos sociales más vulnerables: la población con menor nivel de educación, más bajo nivel de ingreso, y de mayor edad (ver gráfico 2).

Gráfico 2
Porcentaje de la fuerza de trabajo que pierde empleo por la inteligencia artificial generativa, 2022



Fuente: Análisis de los autores.

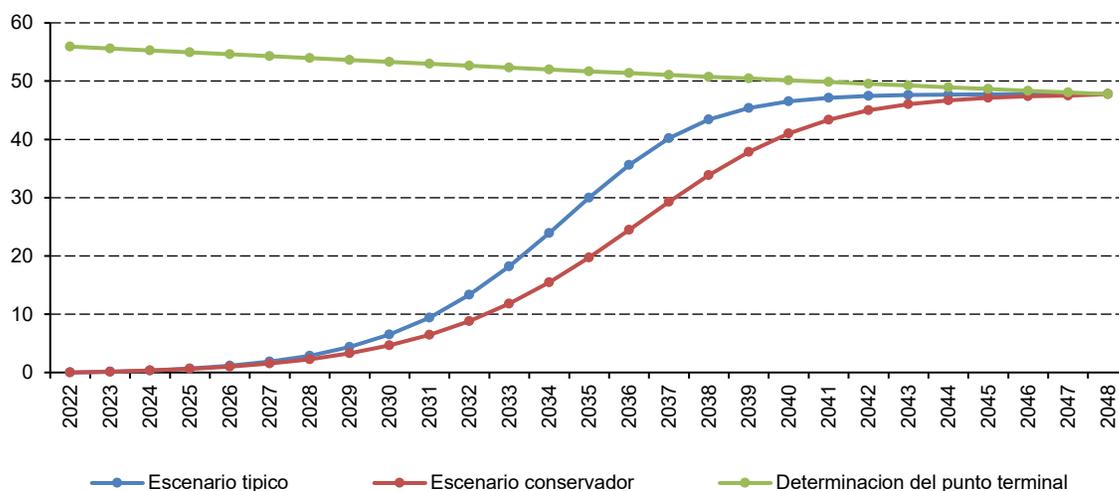
Ahora bien, como se menciona arriba, el impacto total de las nuevas tecnologías estimado en los diferentes análisis deberá ocurrir en el futuro como resultado de tendencias naturales de asimilación tecnológica. Las estimaciones presentadas asumen implícitamente que la tecnología ya ha sido desarrollada, está disponible comercialmente y ha sido adoptada en el tejido productivo. Por ello, estas estimaciones excluyen el factor temporal asociado tanto con transformaciones en la fuerza de trabajo en el futuro (crecimiento, aumento del nivel educativo) como con la disponibilidad comercial de la tecnología, y el proceso de adopción condicionado por factores microeconómicos (sustitución capital/trabajo) y la difusión de innovaciones. En este contexto, se ha realizado una primera estimación de la evolución temporal de este efecto.

El análisis realizado para evaluar el impacto de las tecnologías en el empleo chileno en el tiempo ha sido estructurado en dos partes. En primer lugar, se definió el “punto terminal” o sea el porcentaje total de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización en el futuro. En segundo lugar, se construyó un modelo de desarrollo temporal entre 2022 y el punto de impacto en el futuro, asumido este a ser 2048. El análisis permite calcular la evolución temporal del porcentaje de la fuerza de trabajo chilena vulnerable a la sustitución tecnológica como resultado de la disponibilidad comercial de tecnologías, la compensación capital-trabajo, y el proceso natural de difusión tecnológica en empresas (gráfico 3).

De acuerdo con el gráfico 3, el porcentaje total de la fuerza de trabajo con riesgo de automatización disminuye en el tiempo a partir de la tendencia a mayor educación ya identificada en el análisis de la encuesta CASEN entre el 2013 y el 2022. Con esta base, de acuerdo con dos escenarios de adopción tecnológica en el sector productivo, hacia el 2030 habrán desaparecido entre 239.000 (escenario gradual) y 333.000 (escenario típico de difusión de innovaciones) empleos como resultado de la introducción de las nuevas tecnologías, mientras que entre 286.000 (escenario gradual) y 400.000 (escenario típico de difusión de innovaciones) se verán significativamente reestructurados⁷.

⁷ Como marco de referencia, la fuerza de trabajo chilena al 2023 representa 9,400,000 trabajadores y es proyectada a alcanzar 11,300,000 en 2030.

Gráfico 3
Chile: evolución del impacto tecnológico en el empleo
(Porcentaje total de la fuerza de trabajo vulnerable)



Fuente: Análisis de los autores.

Nota: El escenario conservador disminuye los coeficientes de crecimiento determinados por la curva en S del modelo de difusión de innovaciones de Bass.

Mirando hacia el futuro, la desaparición de empleo tiende a acelerarse. En el 2040, el número de empleos eliminados como resultado de la adopción de tecnologías avanzadas se sitúa entre 1.936.000 y 3.104.000. ¿Hasta qué punto la creación de empleo compensará la eliminación de puestos de trabajo? Esto va más allá del objetivo del estudio, aunque, de alguna manera, plantea la importancia de acelerar las políticas públicas de capacitación (educación formal y formación continua), así como del esfuerzo del sector privado para continuar educando a la fuerza de trabajo. La conclusión generada por el análisis ocupacional que muestra una disminución de los empleos a riesgo como consecuencia del aumento del nivel educativo de la fuerza de trabajo valida esta recomendación. En este contexto, el efecto de polarización de empleo, que ya está ocurriendo en economías avanzadas, sumado al fenómeno de exclusión social ocasionado en los sectores sociales más afectados (como los trabajadores en el primer decil de ingresos) son escenarios por considerar.

Las tendencias identificadas en el análisis cuantitativo demuestran la importancia de la capacitación como intervención enfocada en mitigar la disrupción social y reducir el desajuste entre empleos necesarios y disponibilidad de mano de obra. El desarrollo de capacidades necesarias para enfrentar el fenómeno de la automatización involucra dos tipos de intervención de política pública:

- Proyectar los impactos de la automatización en el mercado laboral y la necesidad de ocupaciones.
- Formular programas de capacitación.

Más específicamente, el desafío del impacto de las nuevas tecnologías digitales, en especial la inteligencia artificial, requiere la adopción de siete iniciativas principales de política pública:

- Desarrollar una agenda para enfrentar la disrupción social.
- Renovar el contrato social del trabajo (capacitación como parte del empleo, garantías universales, regulación) y las correspondientes instituciones.
- Aumentar significativamente la inversión en desarrollo de capacidades del trabajador, particularmente dentro del aparato productivo (formación continua).

- Invertir en políticas públicas proactivas (subsidijs para capacitación).
- Crear incentivos para el desarrollo de capacidades individuales.
- Considerar un modelo de desarrollo económico inclusivo y sostenible que incluya al trabajador dentro del concepto de sostenibilidad.
- Invertir en industrias de mano de obra intensivas e industrias donde la Cuarta Revolución Industrial crea empleo.

Introducción

La digitalización, definida como la adopción de tecnologías digitales tanto maduras (como la banda ancha y las comunicaciones inalámbricas) como avanzadas (lo que incluye el internet de las cosas, la impresión tri-dimensional, y las diferentes variantes de inteligencia artificial) representa un punto de inflexión para el mercado laboral, con implicancias significativas tanto para los trabajadores como para los formuladores de políticas públicas (en el terreno educativo y de desarrollo social, entre otras áreas). Esta investigación examina en profundidad cómo la automatización, en particular la adopción de herramientas de inteligencia artificial está reconfigurando el panorama laboral chileno. Para ello, se basa en estadísticas nacionales compiladas entre el 2013 y el 2022, con lo cual por primera vez puede analizarse la serie histórica para visualizar tendencias.

Al realizar un análisis por ocupaciones, así como por tareas al interior de cada ocupación, el análisis permite destacar la dualidad de riesgos tanto en términos de la desaparición completa de una ocupación como la reestructuración de otra como resultado de cambios en un número significativo de tareas dentro de cada ocupación. De esta manera, es posible determinar que mientras que algunos empleos están en riesgo de ser completamente eliminados debido a la sustitución tecnológica, otros requieren adaptaciones significativas a nuevos procesos y metodologías de trabajo. A través de un análisis cuantitativo, este estudio busca entender las dinámicas de este cambio, enfocándose en cómo diferentes grupos poblacionales están siendo afectados de manera desigual por estas tendencias.

La literatura de investigación existente a la fecha ha explorado ampliamente el impacto de nuevas tecnologías, en particular la inteligencia artificial desde varias perspectivas, aunque existen todavía lagunas en la comprensión de cómo estos cambios afectan específicamente a diversos grupos sociales a lo largo del tiempo. Esta investigación contribuye al cuerpo de conocimiento existente al proporcionar un análisis detallado de la probabilidad de automatización por ocupación y de la probabilidad de pérdida o reestructuración de empleo en base a las tareas realizadas, para diferentes grupos sociales, a través de su evolución en el período 2013-2022 en Chile. Se presta especial atención a las diferencias por género, nivel educativo, nivel de ingreso y grupo etario, ofreciendo así una visión más matizada de los desafíos y oportunidades que presenta la automatización.

La investigación está estructurada de manera que cada sección construye sobre la precedente, comenzando con una revisión de la literatura en el capítulo I que contextualiza el estudio dentro del campo más amplio de la investigación sobre el impacto de la automatización en el empleo. La metodología del estudio es presentada en el capítulo II, detallándose los enfoques analíticos específicos empleados y sus correspondientes limitaciones. En el capítulo III se presentan los datos utilizados, mientras que en el capítulo IV se detallan los resultados y se ilustran los hallazgos clave. En el capítulo VI se desarrollan las implicancias y políticas públicas para traducir estos hallazgos en recomendaciones concretas.

I. Revisión de la literatura de investigación

La literatura de investigación sobre el impacto de la automatización en el mercado laboral abarca una diversidad de enfoques metodológicos y temáticos, desde análisis centrados en la probabilidad de automatización por ocupación, otros que hacen su foco en el análisis por tareas, hasta estudios que incluyen el impacto de la inteligencia artificial generativa en tareas específicas, pasando por investigaciones que utilizan encuestas de hogares de la región para evaluar los efectos socioeconómicos de la automatización. A través de esta revisión, se busca ofrecer una visión integral de los avances recientes en el campo, identificando las diferentes metodologías utilizadas, en particular destacando aquellas que realizan un análisis por ocupación de las que realizan un análisis por tareas. Este compendio de estudios no solo subraya la importancia de la automatización como tema de investigación sino también su relevancia para el diseño de políticas públicas enfocadas en la adaptación y mitigación de sus impactos en el ámbito laboral.

A. El impacto de la automatización en el empleo medido por ocupaciones

Los primeros estudios del impacto de la automatización en la fuerza laboral se enfocaron en el análisis de la desaparición potencial de ocupaciones al ser estas sustituidas por tecnologías digitales, principalmente la rama de inteligencia artificial conocida como el aprendizaje de máquinas (en inglés *machine learning*) y los sistemas robóticos. El primer estudio en este campo fue realizado por Frey y Osborne de la Universidad de Oxford en 2013 y publicado en el 2017, quienes implementaron una metodología para estimar la probabilidad de automatización en 702 ocupaciones, utilizando un clasificador de procesos gaussianos, partiendo de la identificación de una serie de cuellos de botella causados por la automatización en una serie de tareas. Estas estimaciones estaban basadas en la opinión de un grupo de investigadores de la disciplina de informática de dicha universidad. Los participantes debían proveer una estimación de la probabilidad de que cada ocupación fuese "afectada" por la inteligencia artificial. Basándose en estas estimaciones, los autores analizaron los impactos esperados de la futura automatización en el perfil del mercado laboral de EE.UU., con el objetivo principal de analizar la cantidad de empleos en riesgo de desaparición y la relación entre la probabilidad

de automatización de una ocupación, los salarios y el nivel educativo. Su enfoque metodológico se basó en la base de datos de O*NET, permitiéndoles examinar la dirección futura del cambio tecnológico en términos de su impacto en la composición ocupacional del mercado laboral, así como el número de empleos en riesgo si estas tecnologías se materializan. El estudio de Frey y Osborne fue replicado para numerosos países, incluyendo Finlandia (Pajarinen y Rouvinen, 2014), Reino Unido (Deloitte, 2015), y América Latina (Micco y Soler, 2018).

Posteriormente, Frey y Osborne (2023) aplicaron el mismo marco de análisis pero considerando en este caso el impacto de la Inteligencia Artificial (IA) generativa. La metodología se centra en la evaluación del progreso de la IA, específicamente a partir de los grandes modelos de lenguaje como GPT-4 y DALL-E 2, y su aplicación en tareas creativas, sociales y de percepción. Este trabajo sigue una metodología estrictamente descriptiva, sin aplicación de medidas cuantitativas como lo fue en la investigación anterior. De este modo, los autores analizan estudios existentes y casos prácticos para evaluar el impacto de la inteligencia artificial generativa en la fuerza de trabajo. La metodología incluye un análisis detallado de los límites actuales de la IA, como la generación de datos sintéticos y el aprendizaje reforzado por retroalimentación humana, destacando tanto los avances tecnológicos como las barreras persistentes para una automatización más amplia. Los autores concluyen que dadas las limitaciones en la generación de resultados por plataformas como GPT-4, esta tecnología no implica un riesgo adicional en el mercado laboral en relación a su estudio publicado en el 2017. Por otro lado, ellos consideran que estos avances tecnológicos pueden generar una redistribución de ingresos, ya que la IA logra reducir las brechas de productividad entre trabajadores.

Desde el punto de vista cuantitativo, Eloundou et al. (2023) utilizan una metodología innovadora para analizar el impacto de los modelos de IA generativa en el mercado laboral de EE. UU. Los autores, se concentran en evaluar cómo estos modelos, particularmente GPT-4, afecta las tareas laborales. Para ello, utilizan una combinación de opiniones de expertos y clasificaciones generadas por GPT-4, aplicando a estadísticas ocupacionales de la base de datos O*NET. Este enfoque mide el grado de impacto en las ocupaciones, tanto en términos de eficiencia como en la eliminación de empleo. En particular los autores encuentran que modelos IA generativa como GPT, hacen posible que un 15% de las mismas puedan ser realizadas más rápidamente, con el mismo nivel de calidad. Cuando se consideran modelos de IA más avanzados, estos valores ascienden a un rango de entre el 47% al 56%.

Por último, Felten (2018) desarrolla un método para vincular avances en IA con habilidades ocupacionales, utilizando dos bases de datos: la EFF AI Progress Measurement y O*NET. En esta investigación se rastrea el progreso en 16 categorías de IA, integrando métricas para comprender el avance en subcampos de IA. Luego, se mapea estas categorías a las 52 habilidades de O*NET, usando una matriz construida con la ayuda de estudiantes de doctorado en ciencias de la computación, evaluando el impacto de los avances en la tecnología de IA en cada ocupación, y ponderando el efecto en cada habilidad por su importancia en cada tipo de empleo. Este estudio en particular hace énfasis en las herramientas de inteligencia artificial en base a su capacidad para reconocer imágenes y lidiar con juegos estratégicos. Más adelante, Felten et al. (2023) amplían la metodología para evaluar sistemáticamente el impacto de los modelos como ChatGPT en ocupaciones, industrias y geografías. Utilizando la medida de Exposición Ocupacional a la IA (AIOE), y adaptándola a los avances en modelos de lenguaje, se genera un ranking del riesgo de la automatización, sin asignar probabilidades específicas a cada ocupación.

Los estudios de macro impacto en las ocupaciones como los mencionados arriba han sido complementados recientemente con experimentos de laboratorio. Por ejemplo, Noy y Zhang (2023) implementan un experimento en línea para investigar los efectos de la inteligencia artificial generativa, específicamente ChatGPT, en la productividad de tareas de escritura profesional. Los autores reclutan 444 profesionales universitarios y les asignan tareas de escritura específicas. Los participantes se dividen aleatoriamente en dos grupos: uno con acceso a ChatGPT y otro sin acceso. El estudio mide el impacto en la productividad, la calidad del trabajo, y la satisfacción laboral. Además, evalúan cómo

ChatGPT afecta la estructura de las tareas y la demanda de habilidades, proporcionando una visión detallada de cómo la tecnología de IA generativa impacta en el trabajo. En su experimento demostraron que aquellos con acceso a ChatGPT registran una mejora en la productividad y la calidad del trabajo. Además, observaron un aumento en la satisfacción laboral entre los usuarios de ChatGPT. El estudio subraya cómo la tecnología de IA generativa puede influir positivamente en la eficiencia laboral y la calidad de las tareas realizadas. De los resultados de este estudio se desprende que la introducción de herramientas como ChatGPT pueden generar una reducción de trabajadores que tenga como tarea la escritura, dado que tareas que requieran escritura pueden ser realizadas en menor tiempo y por mejor calidad con la ayuda de la tecnología. Adicionalmente, este estudio también coincide con la visión de Frey y Osborne (2023) en el sentido que la inteligencia artificial reduce la brecha de productividad entre trabajadores de la misma ocupación.

En la misma línea de estudios micro, Brynjolfsson, et al (2023) estudiaron el impacto de plataformas de IA en la productividad de agentes de servicio al cliente. Si bien el análisis no evalúa el impacto en el número de agentes, lo hace indirectamente al calcular en el efecto de productividad, concluyendo que la tecnología permite aumentar el volumen de llamadas por hora en 14%. Asimismo, los investigadores concluyen que la tecnología permite diseminar la experiencia de los trabajadores más experimentados en el conjunto de la fuerza de trabajo, beneficiando así a aquellos con menor experiencia.

En conclusión, todos los estudios enfocados en el análisis de ocupaciones estiman un impacto considerable de la IA, tanto respecto del aprendizaje de máquinas como la generativa, en el número de ocupaciones que pueden ser sustituidas por tecnología. Los análisis han sido realizados tanto en base a macro-estimaciones subjetivas de investigadores como de micro-experimentos.

B. El impacto de la automatización en el empleo medido por tareas

La transición del análisis de la automatización desde una perspectiva basada en ocupaciones a una centrada en las tareas específicas que realiza cada trabajador marca un punto de inflexión crucial en la comprensión del impacto de la tecnología en el trabajo. Esta aproximación reconoce que, incluso dentro de la misma ocupación, el trabajador puede enfrentar diferentes probabilidades de automatización debido a la naturaleza variada de tareas. Este enfoque permite una evaluación más matizada del impacto tecnológico, destacando que aquellas ocupaciones que incluyen más de un 70% de tareas automatizables están en riesgo de perder su empleo, mientras que aquellas con entre 50% y 70% de tareas a ser automatizadas deberán ser reestructuradas, es decir redefinidas en términos de procesos y habilidades requeridas. Estos estudios se contraponen al cuerpo teórico de Frey y Osborne basándose en la premisa de que la automatización tiene un efecto en tareas discretas y no en la ocupación que las contiene (ver Autor, 2014, 2015). Como se menciona arriba, considerando que ciertas ocupaciones contienen tareas no automatizables, el número de empleos a riesgo de automatización es sensiblemente menor que en la tradición de Frey y Osborne. Adicionalmente, este abordaje permite estudiar mejor la heterogeneidad internacional de ocupaciones en la medida de que las mismas incluyen conjuntos diferentes de tareas por país.

En el primer estudio de este tipo, Arntz, Gregory y Zierhan (2016) abordan la automatización de empleos en países de la OCDE utilizando la Encuesta de Competencias de Adultos (PIAAC), que contiene información sobre tareas laborales y competencias, para estimar la automatización de trabajos en EE. UU. Y luego transfieren estas estimaciones a otros países de la OCDE. Este enfoque considera la variabilidad de tareas dentro de las mismas ocupaciones y la heterogeneidad entre países, lo que lleva a una menor proporción de trabajos en riesgo de automatización comparado con los métodos basados en ocupaciones. El resultado del análisis muestra un porcentaje de ocupaciones menor con alta probabilidad de automatización en Estados Unidos (9%). Asimismo, contrariamente al efecto de bipolaridad generado por Frey y Osborne, este trabajo muestra que hay menos ocupaciones con alto o bajo riesgo de automatización. Finalmente, la aplicación de la misma metodología a otros países de la OCDE demuestra

una variabilidad entre países, reflejando la heterogeneidad en la composición de tareas entre ocupaciones. De todas maneras, como es de esperar, independientemente de la variabilidad entre países, las ocupaciones con mayor riesgo de automatización son aquellas que requieren menor educación y están en los rangos inferiores de ingresos. Así como fuera puntualizada en el caso de la tradición de Frey y Osborne, este análisis también está basado en el valor subjetivo asignado por expertos y no el uso de las tecnologías, dejando de lado efectos como reestructuración de la división del trabajo o inclusive cambios en la composición de tareas por ocupación, dos efectos naturales de la adopción tecnológica.

Siguiendo esta línea, Nedelkoska y Quintini (2018) centran su estudio en el riesgo de automatización y su interacción con la formación y el uso de habilidades en el trabajo. Este estudio se basa en el trabajo de Arntz, Gregory y Zierhan (2016) para la OCDE y utiliza la PIAAC para considerar la variación en tareas dentro de grupos ocupacionales. Sin embargo, la investigación amplía el análisis a los 32 países que han participado hasta ese momento en la PIAAC, y alinea los cuellos de botella con los identificados por Frey y Osborne (2017). En términos de la determinación de probabilidad de automatización de tareas, los autores desarrollan una regresión logística a los datos de Canadá de acuerdo con la probabilidad de automatización presentada originalmente por Frey y Osborne (2013) para las 70 ocupaciones rankeadas por expertos. Los coeficientes de la regresión logística son luego aplicados a todas las observaciones de los 32 países para obtener una predicción de automatización. Finalmente, el trabajo introduce un tema fundamental que hasta el momento fuera obviado por la literatura: ¿cuál es el umbral de tareas que determina que una ocupación va a ser automatizada? Como se recuerda, Arntz et al. (2016) establecen, quizás de manera arbitraria, que cuando el porcentaje alcanza al 70% de las tareas, la ocupación deviene vulnerable a la automatización. En este caso, los autores introducen un análisis de sensibilidad donde producen una estimación de no solo 70%, sino también 50%.

Finalmente, Espíndola y Suarez (2023) analizan la automatización del trabajo y sus desafíos para la inclusión laboral en América Latina. La metodología se basa en el impacto del aprendizaje de máquinas y en el análisis de encuestas PIAAC y de hogares, adaptando el enfoque de Frey y Osborne (2017) a las particularidades de la región latinoamericana y al análisis por tareas. Los autores emplean algoritmos de *machine learning* para predecir la probabilidad de automatización de las ocupaciones, utilizando un conjunto de habilidades no automatizables y características sociodemográficas como variables predictoras. La investigación generó un vector único de probabilidad de automatización para la región, basado en los datos recopilados y analizados de cuatro países latinoamericanos, ofreciendo una visión detallada de los riesgos y oportunidades asociados a la automatización en términos de inclusión laboral y desafíos socioeconómicos. En particular esta investigación logra conectar el análisis ocupacional y por tareas, ya que a partir de datos regionales de la PIAAC y partiendo de un análisis por tareas, logra llegar a promedios regionales por ocupación sobre la automatización. La ventaja de dicho análisis es que, si bien su punto de partida es la determinación del impacto de *machine learning* (en tanto la generación anterior de inteligencia artificial), se introduce un cuello de botella adicional (relacionado a la percepción y manipulación de información) que es asimilado al impacto de inteligencia artificial generativa.

C. El impacto de la automatización en el empleo usando encuestas de hogares en América Latina

El estudio de Espíndola y Suarez (2023) no es el único que hace foco en la región a través de la aplicación de las probabilidades de automatización a las encuestas de hogares. Gasparini et al. (2020) analizan el riesgo de automatización en Argentina combinando indicadores de automatización por ocupación y datos de encuestas nacionales de hogares. Los autores utilizan dos medidas de riesgo de automatización desarrolladas por Arntz, Gregory y Zierhan (2016) y Frey y Osborne (2017) junto con un indicador que construyen con microdatos de la encuesta PIAAC de Chile. Estos indicadores se combinan con microdatos de la Encuesta Permanente de Hogares de Argentina para evaluar el impacto potencial

de la automatización en la estructura del empleo y la distribución del ingreso, considerando aspectos como la habilidad, el género y la edad de los trabajadores.

Así también, Brambilla et al. (2023) investigan las diferencias de género en los mercados laborales de América Latina utilizando microdatos de encuestas de hogares de Argentina, Brasil, Chile, Colombia, México y Perú. Su enfoque metodológico se basa en el análisis del contenido de las tareas laborales y la creación de un índice de contenido de tareas rutinarias (RTC) para las ocupaciones. Los autores exploran cambios en el empleo y los salarios entre mediados de la década de 2000 y finales de la década de 2010, enfatizando la dimensión de género.

En resumen, la literatura sobre la automatización ha evolucionado significativamente en la última década, ofreciendo diversas perspectivas sobre cómo la tecnología está reestructurando el mercado laboral. Desde la estimación de la probabilidad de automatización en ocupaciones hasta el análisis detallado del impacto de la IA generativa en tareas específicas, los investigadores han aplicado metodologías innovadoras para comprender las dinámicas en juego. Frey y Osborne (2017) marcaron un hito al implementar un clasificador de procesos gaussianos para estimar el riesgo de automatización en una amplia gama de ocupaciones, mientras que estudios posteriores, como los de Frey y Osborne (2023), Noy y Zhang (2023), y Eloundou et al. (2023), han profundizado en el impacto específico de la IA generativa en el mercado laboral. Paralelamente, investigaciones como las de Felten (2018) y Felten et al. (2023) han vinculado avances en IA con habilidades ocupacionales, ofreciendo una visión detallada de cómo la tecnología puede transformar el trabajo.

El análisis de la automatización por tareas, representado por trabajos como los de Arntz, Gregory y Zierhan (2016) y Nedelkoska y Quintini (2018), ofrece un enfoque alternativo que enfatiza la importancia de las tareas individuales en la evaluación del riesgo de automatización. Este enfoque resalta la heterogeneidad dentro de las mismas ocupaciones y entre países, sugiriendo una menor proporción de trabajos en riesgo en comparación con los métodos basados en ocupaciones. Además, La Rica y Gortazar (2016) exploran la desrutinización del trabajo y los desafíos para la inclusión laboral en el contexto de la automatización, respectivamente, ofreciendo perspectivas valiosas sobre la adaptación al cambio tecnológico.

En cuanto al análisis en América Latina, Espíndola y Suarez (2023) resumen el análisis por tareas usando datos de la PIACC para cuatro países de la región en probabilidades por ocupación, resumiendo ambos cuerpos de la literatura presentados previamente. Así también el generar probabilidades por ocupación a partir de datos de la PIACC permite un nexo conector entre los datos de la encuesta PIACC y el uso de encuestas de hogares. Por otro lado, el uso de encuestas de hogares para analizar el riesgo de automatización, como lo demuestran Gasparini et al. (2020) y Brambilla et al. (2023), proporciona un enlace crucial entre la teoría y la práctica, permitiendo una evaluación del impacto potencial de la automatización en la estructura del empleo y la distribución del ingreso en América Latina. Estos estudios combinan indicadores de automatización con microdatos nacionales, iluminando las implicaciones socioeconómicas de la automatización en contextos específicos.

En conjunto, esta revisión de la literatura demuestra la profundidad y diversidad de la investigación sobre la automatización y el empleo, ofreciendo una base sólida para futuros estudios sobre cómo navegar y mitigar los desafíos presentados por la evolución tecnológica en el trabajo. Una de las ausencias en los estudios descritos es la posibilidad de realizar un análisis longitudinal en el tiempo para entender cómo las dinámicas de transformación en la fuerza de trabajo pueden influenciar los efectos de la tecnología en el empleo. En otras palabras, el mercado laboral no es una variable estática. Tanto como resultado de intervenciones de política pública (por ejemplo, la educación) como cambios sociales donde trabajadores reaccionan a la demanda laboral, las probabilidades de impacto de nuevas tecnologías pueden modificarse. Este es el propósito del siguiente estudio: visualizar no solo el efecto de cambios en tecnologías, como la evolución en inteligencia artificial, sino también cambios en la fuerza de trabajo

II. Metodología del estudio

Este capítulo metodológico ofrece un análisis detallado de las técnicas analíticas empleadas para examinar el impacto de la automatización en la fuerza laboral durante el período 2013-2022 en Chile, país seleccionado debido a la disponibilidad de series estadísticas desde el 2013 al 2022. Este capítulo presenta los marcos teóricos adoptados, distinguiéndose entre las metodologías específicas aplicadas para el análisis por ocupación y por tareas. Además, se subraya la distinción entre un enfoque que considera la introducción de *machine learning* tal como las existentes en 2013 según la investigación de Frey y Osborne (2017), y un enfoque que contempla tecnologías más recientes (como la IA generativa), en las cuales se supera el cuello de botella asociado a la percepción y manipulación de información para resultar en una automatización. Mediante una descripción pormenorizada de los procedimientos metodológicos, este capítulo no solo pretende sustentar las conclusiones alcanzadas en el estudio, sino también aportar al diálogo académico respecto a las prácticas óptimas en la investigación sobre el futuro del trabajo y la automatización.

A. Marco teórico general

El presente estudio tiene como objetivo primordial actualizar y profundizar en los hallazgos de Katz, Callorda y Jung (2021), quienes analizaron la situación en Chile hasta el año 2017 mediante un enfoque de análisis tanto por ocupaciones como por tareas. A través del uso de datos recientemente publicados por la Encuesta CASEN (Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional) 2020 y 2022, esta investigación procura determinar si los resultados previamente publicados mantienen su validez a lo largo del tiempo. Adicionalmente, se examina en qué medida la introducción de nuevas tecnologías de IA, han permitido superar las barreras asociadas a la percepción y manipulación de información.

En relación con el análisis por ocupaciones, Katz, Callorda y Jung (2021) indagaron sobre el impacto de la automatización en el empleo en Chile hasta el año 2017, empleando datos de la encuesta CASEN de los años 2013, 2015 y 2017 y siguiendo la metodología de Frey y Osborne (2017) (celda superior izquierda del cuadro 2).

Cuadro 2
Chile: análisis por ocupaciones

Tipo de tecnología	Datos previos (CASEN 2013/2015/2017)	Datos nuevos (CASEN 2020/2022)
Machine learning	¿Cuál es el impacto de la automatización en el empleo en Chile al 2017? Metodología: Frey y Osborne (2017) ^a .	¿Cómo se modifica el riesgo de automatización en Chile en los últimos años? Metodología: Frey y Osborne (2017) con nuevos datos.
Inteligencia artificial generativa ^b	Este análisis no es realizado dado que la IA generativa no había alcanzado aplicaciones productivas.	¿Es diferente el riesgo de automatización en empleos en Chile cuando consideramos IA generativa? Metodología: Espíndola y Suarez (2023).

Fuente: Análisis de los autores.

^a Resultado publicado en Katz, Callorda y Jung (2021).

^b Se asocia la superación para las máquinas del cuello de botella de "percepción y manipulación" a la IA generativa. En futuros análisis, podrían incluirse más tareas a la tecnología de IA generativa.

Con la incorporación de la CASEN 2020 y 2022, se busca evaluar cómo ha evolucionado el riesgo de automatización en Chile en los últimos años, manteniendo constante la metodología de Frey y Osborne (2017) (celda superior derecha del cuadro 2). Este análisis con datos actualizados (cuyos resultados se presentan en la sección A del capítulo IV del presente documento) permite identificar nuevas tendencias y cambios en el riesgo de automatización de los empleos, ofreciendo una visión detallada de la situación actual del mercado laboral chileno.

Por otra parte, la emergencia de inteligencia artificial generativa en los últimos años, especialmente la superación del cuello de botella en percepción y manipulación de información, plantea la cuestión de si el riesgo de automatización de los empleos en Chile difiere al considerar esta nueva tecnología. Para ello, se investiga cual es el impacto en el empleo en 2020 y 2022 considerando esta nueva generación de inteligencia artificial (celda inferior derecha del cuadro 2). Este análisis, cuyos resultados se presentan en la sección B del capítulo IV del documento, busca ofrecer una comprensión más profunda de cómo las innovaciones en IA están reconfigurando el escenario laboral en Chile, identificando diferencias significativas en la exposición al riesgo de automatización en el tiempo.

En relación con el análisis por tareas, Katz, Callorda y Jung (2021) indagaron sobre el impacto de la automatización en el empleo en Chile al año 2015 a través del uso de la encuesta PIACC. Este análisis lo realizaron siguiendo la metodología propuesta por Nedelkoska y Quintini (2018) para evaluar el riesgo que el *machine learning* implica para los trabajadores, diferenciando entre los empleos que podrían desaparecer y aquellos que necesitarían adaptarse a las nuevas condiciones tecnológicas (celda superior izquierda del cuadro 3).

Cuadro 3
Chile: análisis por tareas

Tipo de tecnología	Datos previos (PIACC 2015)	Datos nuevos
Machine learning	¿Cuál es el riesgo de la automatización en la destrucción y reestructuración de empleos en base a un análisis por tareas? Metodología: Nedelkoska y Quintini (2018) ^a .	¿Cómo se modifica el riesgo de automatización en la destrucción y reestructuración de empleos en base a un análisis por tareas? Metodología: Espíndola y Suarez (2023) aplicada a CASEN y ajustada a PIACC 2015.
Inteligencia artificial generativa	Este análisis no es realizado dado que la IA generativa no había alcanzado aplicaciones productivas.	¿Cuál es el riesgo de la automatización en la destrucción y reestructuración de empleos en base a un análisis por tareas, considerando las tecnologías disponibles actualmente? Metodología: Espíndola y Suarez (2023).

Fuente: Análisis de los autores.

^a Resultado publicado en Katz, Callorda y Jung (2021).

A partir de ello, surge la pregunta de si esos resultados se modificaron en los últimos años (celda superior derecha del cuadro 3). En este sentido, el estudio enfrenta limitaciones al intentar actualizar este

análisis con datos más recientes, debido a la falta de nuevas versiones de la encuesta PIACC que permitan seguir evaluando el riesgo de automatización en el periodo posterior a 2015. Esta limitación se resuelve metodológicamente a través del uso de las probabilidades de automatización estimadas por Espíndola y Suarez (2023) que parten de un análisis por tareas, adaptadas en el punto de corte de empleos que se pierden y que se reestructuran de modo tal que sea comparable con los resultados obtenidos en la investigación previa. Los resultados de este análisis se presentan en la sección C del capítulo IV del presente documento.

Por otro lado, cabe considerar si los resultados por tareas de Katz, Callorda y Jung (2021) se ven modificados a partir de la introducción de la IA generativa. En este sentido no se encontraron fundamentos metodológicos para adaptar los resultados de Nedelkoska y Quintini (2018) a la introducción de nuevas tecnologías de modo de actualizar los resultados que surgen a partir de la PIACC 2015 (celda inferior izquierda del cuadro 2). A pesar de esto es posible ver cuál es la probabilidad de reestructuración y pérdida de empleo desde un enfoque por tareas, considerando la IA generativa a partir del uso de las probabilidades estimadas por Espíndola y Suarez (2023) aplicadas a la serie de la CASEN entre el 2020 y el 2022. En este caso se usan los puntos de corte tradicionales para definir si un empleo está en riesgo de reestructurarse (50% de las tareas automatizables) o en riesgo de que se pierda (70% de las tareas automatizables) (celda inferior derecha del cuadro 2). Al aplicar este marco metodológico a un conjunto de datos longitudinales, se busca proporcionar una visión actualizada y relevante sobre el impacto de la automatización en el empleo en Chile cuyos resultados se presentan en la sección D del capítulo IV del presente documento.

B. El impacto de la automatización en el empleo medido por ocupaciones

El análisis que se realiza en la presente investigación se fundamenta en la aplicación de las probabilidades de automatización de Frey y Osborne (2017) a los datos laborales de Chile, obtenidos de la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN), administrada por el Ministerio de Desarrollo Social. Esta encuesta, que se realiza bienalmente, proporciona datos de más de 200,000 individuos por cada edición, representando a la totalidad de la población chilena. Para el estudio, se focaliza en los individuos actualmente empleados, excluyendo a los desempleados y a aquellos en ocupaciones militares, alineándose con los criterios de exclusión del estudio de Frey y Osborne (2017), que no contempla probabilidades de automatización para este último grupo.

El primer objetivo de esta investigación es adaptar las probabilidades de automatización específicas de Frey y Osborne (2017) a la clasificación de ocupaciones utilizada en Chile entre el 2013 y el 2020, la CIUO-88, para lo cual se desarrolló una metodología de conversión detallada en el anexo 1. A partir de esta conversión, se asigna a cada registro de la encuesta CASEN una probabilidad de automatización según su clasificación CIUO-88, lo que permite calcular un promedio ponderado de estas probabilidades por medio de un factor de expansión. Esta metodología se aplica de forma consistente a los datos recopilados en los años 2013, 2015, 2017 y 2020, permitiendo no solo la evaluación de la probabilidad de impacto de *machine learning* en el empleo en Chile sino también el análisis de tendencias a lo largo del tiempo, considerando variables demográficas como género, nivel de educación, nivel socioeconómico y rango etario.

A partir del año 2020, la CASEN en Chile comenzó a registrar la clasificación de empleos conforme a la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO-08), coexistiendo este año con la anterior metodología basada en la CIUO-88, y adoptando de manera exclusiva la CIUO-08 a partir del 2022. Este cambio metodológico presenta un desafío para la comparabilidad directa de los datos a lo largo de todo el período para el cual se dispone de información. Sin embargo, el análisis del año 2020, que contó con datos bajo ambas clasificaciones, demuestra que la transición de CIUO-88 a CIUO-08 no introduce distorsiones significativas en los resultados de la automatización de empleos basados en las probabilidades de Frey y Osborne. Para corroborar esto, se realizaron estimaciones para 2020 y 2022 adaptando las probabilidades de Frey y Osborne a la CIUO-08, y adicionalmente, se convirtieron las

probabilidades estimadas para la CIUO-88 a la CIUO-o8, utilizando los promedios por empleo en 2020 (Ver probabilidades estimadas en anexo 2). En ambos enfoques, las conclusiones sobre la susceptibilidad de los empleos a la automatización se mantuvieron consistentes, lo que sugiere que el cambio de clasificación no afecta la validez de los análisis realizados.

De este modo fue factible actualizar el análisis por ocupaciones de Katz, Callorda y Jung (2021) con la incorporación de la CASEN 2020 y 2022, evaluando cómo ha evolucionado el riesgo de automatización en Chile en los últimos años, manteniendo el uso de la metodología de Frey y Osborne (2017). Este reanálisis con datos actualizados permite identificar nuevas tendencias y cambios en la susceptibilidad al riesgo de automatización de los empleos, ofreciendo una visión detallada de la dinámica contemporánea del mercado laboral chileno.

La segunda pregunta en relación al análisis por ocupaciones radica en el impacto de las nuevas tecnologías. En este sentido, para incorporar el impacto de las nuevas tecnologías en el análisis de la automatización de empleos en Chile, se actualizó la metodología inicialmente basada en las probabilidades de Frey y Osborne (2017) por las más recientes de Espíndola y Suarez (2023) que reflejan el cambio tecnológico. Este análisis se realiza utilizando los datos de la CASEN entre el 2013 y el 2022 para buscar ofrecer una comprensión más profunda de cómo las innovaciones en IA están reconfigurando el escenario laboral en Chile, identificando diferencias significativas en la exposición al riesgo de automatización a lo largo del tiempo.

Las probabilidades proporcionadas por Espíndola y Suarez (ver Anexo B) ya están adaptadas a la clasificación CIUO-o8, facilitando su aplicación directa para el análisis de los datos de CASEN a partir del 2020, año en el cual esta clasificación comenzó a utilizarse. Para asegurar la compatibilidad de estas nuevas probabilidades con los datos de períodos anteriores a 2020, que estaban clasificados bajo el CIUO-88, se realizó una conversión. Esta consistió en ajustar las probabilidades de Espíndola y Suarez (2023) al CIUO-88, utilizando como referencia los promedios de estas probabilidades en CIUO-o8 para el año 2020. Este proceso permitió integrar de manera coherente el análisis del impacto tecnológico en la automatización de empleos a lo largo de todo el período estudiado, manteniendo la continuidad y la comparabilidad de los resultados a pesar de la transición entre las clasificaciones de empleo.

Hasta el momento, el análisis presentado se ha centrado en una metodología por ocupaciones, la cual estima una probabilidad promedio de automatización basada en las características inherentes a cada ocupación. Este enfoque proporciona una visión generalizada del riesgo de automatización a nivel ocupacional, sin adentrarse en las especificidades de las tareas individuales que componen cada empleo. A continuación, se introducirá la metodología del análisis por tareas, la cual permite medir el porcentaje de tareas susceptibles de ser automatizadas para cada trabajador. Esta aproximación metodológica implica la definición de umbrales específicos: uno que determina el porcentaje de tareas automatizables a partir del cual un empleo se considera en riesgo de desaparecer, y otro, menor, que señala el riesgo de que el empleo sea objeto de una reestructuración. Este enfoque detallado por tareas ofrece una perspectiva más granular sobre la automatización, permitiendo una evaluación más precisa del impacto tecnológico en el mercado laboral.

C. El impacto de la automatización en el empleo medido por tareas

Katz, Callorda y Jung (2021) basaron su análisis en los datos de la PIACC, que proporciona información detallada sobre las habilidades y competencias de los trabajadores en los países de la OCDE, incluyendo Chile. Utilizando esta base de datos, que para Chile en 2015 contaba con 5.212 registros, llevaron a cabo un análisis por tareas, inspirado en la metodología de Nedelkoska y Quintini (2018) y siguiendo el enfoque previo de Arntz, Gregory y Zierhan (2016). Este análisis se centró en identificar tareas específicas dentro de las ocupaciones que podrían enfrentar riesgos de automatización, basándose en

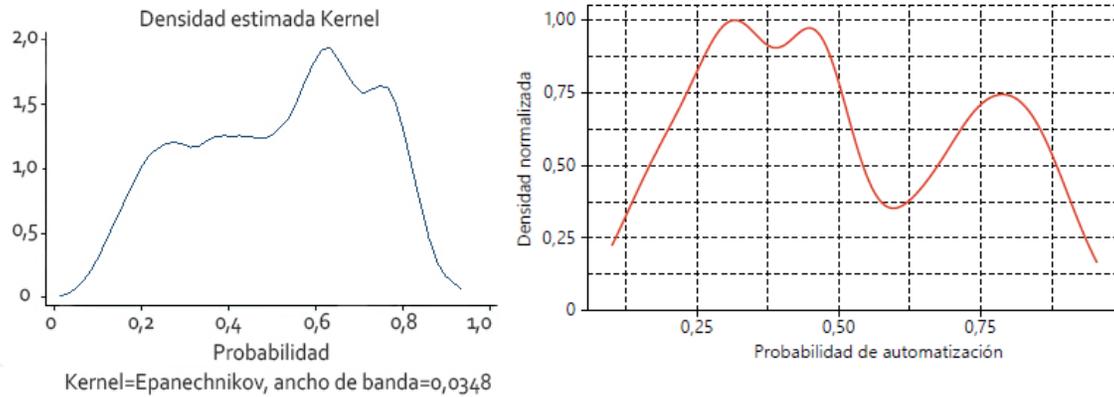
una serie de preguntas agrupadas en tres grandes componentes: evaluación directa, uso de habilidades y un cuestionario base que incluye aspectos como habilidades cognitivas, interacción personal, aptitudes físicas y características demográficas. La principal ventaja de este enfoque es que permite observar las habilidades específicas de cada trabajador, reconociendo que incluso dentro de la misma ocupación, las diferencias individuales pueden influir en la susceptibilidad a la automatización.

Para estimar la probabilidad de automatización en Chile, los autores replicaron la metodología utilizada por Nedelkoska y Quintini (2018) para el caso de Canadá, adaptándola al contexto chileno. Esta aproximación incluyó una regresión logística basada en las respuestas a diez preguntas específicas del PIAAC, que evalúan desde la manipulación física hasta habilidades de resolución de problemas y competencias sociales. Los coeficientes obtenidos de este análisis permitieron calcular la probabilidad de automatización de cada trabajador chileno en la muestra, representando a un total de 9.837.039 trabajadores a nivel nacional. Este método proporciona una estimación refinada de cómo las diferentes tareas y habilidades contribuyen al riesgo de automatización, destacando la importancia de las habilidades interpersonales y cognitivas complejas como factores protectores frente a la automatización, mientras que ciertas tareas físicas y rutinarias presentan un mayor riesgo. Este enfoque detallado y personalizado permite un entendimiento más profundo de la dinámica laboral frente a los desafíos tecnológicos, subrayando la variabilidad individual en la exposición al riesgo de automatización dentro del mercado laboral.

La metodología aplicada por Katz, Callorda y Jung (2021), que utiliza datos del PIAAC para Chile disponibles únicamente para el año 2015, enfrenta la limitación de no poder ser extendida temporalmente debido a la falta de ediciones posteriores de la encuesta PIAAC que incluyan a Chile. Esta restricción impide realizar un análisis longitudinal del impacto de la automatización en el mercado laboral chileno a través del tiempo. En respuesta a esta limitación, se adaptan las probabilidades de automatización desarrolladas por Espíndola y Suarez (2023), que estiman usando datos de la PIACC para cuatro países de la región el porcentaje de tareas automatizables promedio por ocupación. Esta adaptación permite integrar las probabilidades de automatización con los datos de la CASEN, la cual se realiza de manera periódica y permite un análisis en el tiempo. La ventaja de este enfoque radica en su aplicabilidad a series temporales más extensas, facilitando el estudio de las tendencias de automatización y sus efectos sobre el empleo en Chile a lo largo de diferentes periodos, contribuyendo así a una comprensión más profunda y dinámica de las transformaciones laborales en el contexto de avances tecnológicos. La limitación es que aunque se parte del promedio de tareas automatizables por empleo en base a la PIACC, ese análisis de base es para un solo año, y no permite capturar si en el tiempo se modifican las tareas realizadas en promedio en cada ocupación.

La adaptación de los puntos de corte en el análisis realizado por Espíndola y Suarez (2023) es esencial para mantener la comparabilidad con la aplicación para Chile de Nedelkoska y Quintini (2018) realizada por Katz, Callorda y Jung (2021), en el contexto de evaluación del riesgo de automatización. Originalmente, los umbrales utilizados para diferenciar entre empleos con riesgo de pérdida y aquellos susceptibles a reestructuración estaban establecidos en el 50% y el 70% respectivamente. Sin embargo, dada la distinta curva de distribución de probabilidades obtenida por Espíndola y Suarez (2023), que refleja tanto la evolución tecnológica reciente como las particularidades del mercado laboral latinoamericano, se ha optado por ajustar estos puntos de corte a 46% para empleos reestructurados y 73% para aquellos con alto riesgo de perderse por ser automatizados, de modo tal que sean similares los resultados al 2015 de esta nueva metodología en relación a Katz, Callorda y Jung (2021). Al establecer los umbrales en 46% y 73%, se facilita un análisis que permita una comparación más directa y relevante con las conclusiones derivadas del análisis de datos de la PIACC, asegurando así una interpretación coherente y ajustada a la realidad del riesgo de automatización en distintos contextos laborales (ver gráfico 4).

Gráfico 4
Función de densidad de probabilidad de automatización Neldekoska y Quintini (2018)
a la izquierda vs Espíndola y Suarez (2023) a la derecha



Fuente: Autores en base a Neldekoska y Quintini (2018) y Espíndola y Suarez (2023).

Por último, para examinar la destrucción de empleos y la reestructuración en el contexto de las nuevas tecnologías, se han vuelto a emplear los puntos de corte estándar de la literatura de 50% y 70% para la probabilidad de automatización. En este sentido, estos nuevos resultados ya dejan de ser comparables con lo publicado por Katz, Callorda y Jung (2021) ya que parten de curvas de distribución de probabilidad diferentes (Ver gráfico 4), y sin ningún ajuste para que sean comparables.

D. Limitaciones de la metodología utilizada y recomendaciones para futuras investigaciones

La metodología utilizada para analizar la automatización del trabajo en la presente investigación, tanto por ocupación como por tareas, genera novedosos resultados sobre el impacto potencial de la tecnología en el empleo. Sin embargo, es crucial reconocer las limitaciones inherentes a estos enfoques para comprender plenamente el alcance y la precisión las conclusiones. Este reconocimiento no solo fomenta una interpretación más cautelosa de los resultados, sino que también destaca áreas para futuras investigaciones y mejoras metodológicas.

Una de las principales limitaciones radica en la naturaleza subjetiva de las metodologías empleadas, tanto en el análisis por ocupación como por tareas. Estos enfoques se basan frecuentemente en encuestas realizadas a académicos u otros especialistas, cuyas percepciones sobre la susceptibilidad de diversas ocupaciones o tareas a la automatización influyen directamente en los resultados. Esta dependencia de juicios expertos introduce un grado de subjetividad que puede afectar las estimaciones de automatización.

En lo que respecta a los datos sobre Chile, la metodología de análisis por tareas enfrenta la limitación de disponer únicamente de datos de la PIAAC correspondientes al año 2015. Esta restricción impide un análisis riguroso temporal del análisis por tareas, obligando a buscar un segundo mejor que se corresponde con migrar hacia un enfoque basado en tareas utilizando datos de la CASEN. Aunque la CASEN ofrece una amplia gama de datos socioeconómicos, no ofrece información sobre las tareas realizadas por cada trabajador, por lo que se trabaja usando las probabilidades de automatización de Espíndola y Suarez (2023) por ocupación que parten de un promedio de esas probabilidades por tareas de cada ocupación en la región para un único año.

Por último, la utilización de encuestas de hogares presenta otra dimensión de complejidad debido a la transición de la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO) de la versión de 1988 (CIUO-88) a la de 2008 (CIUO-08). En 2020, ambos sistemas de clasificación coexistían, pero para el resto de los años ambas clasificaciones son excluyentes, lo que requiere un esfuerzo adicional para hacer comparables los datos recopilados bajo diferentes clasificaciones. Para comparar los datos de 2013 a 2017 con aquellos de 2022, que utilizan clasificaciones distintas, se emplea el año de transición 2020 como punto de referencia para la comparabilidad.

El reconocimiento y la comprensión de estas restricciones son fundamentales para avanzar hacia estimaciones más precisas y representativas del impacto de la automatización en el mercado laboral chileno.

III. Estadísticas utilizadas

El análisis ha sido realizado en base a las estadísticas disponibles en la CASEN, implementada por el Ministerio de Desarrollo Social y Familia de Chile, que es un instrumento de investigación fundamental para el diagnóstico y la formulación de políticas públicas en el país. Realizada cada dos o tres años desde 1987, su propósito es evaluar la distribución de ingresos, la pobreza, y otras dimensiones socioeconómicas de los hogares chilenos, tanto en áreas urbanas como rurales. La CASEN aborda una amplia gama de temas, incluyendo trabajo, educación, salud, vivienda, y bienestar social, permitiendo un análisis detallado de las condiciones de vida de la población chilena.

La metodología de la CASEN ha evolucionado a lo largo de los años para adaptarse a las necesidades cambiantes de análisis y para asegurar la comparabilidad de los datos a través del tiempo. Esto incluye la implementación de una metodología de muestreo que asegura la representatividad a nivel nacional y subnacional, así como ajustes metodológicos específicos para medir de manera precisa las variables relacionadas con el empleo. La inclusión de preguntas detalladas sobre la ocupación, el sector de empleo, el tipo de contrato, la duración del empleo, y las horas trabajadas, entre otras, permite un análisis exhaustivo del mercado laboral chileno.

Entre 2013 y 2022 (el período considerado en la investigación), la CASEN ha permitido observar tendencias y cambios en el empleo en Chile, proporcionando evidencia clave para el diseño y la evaluación de políticas laborales. Por ejemplo, los datos de empleo recopilados han reflejado los impactos de fluctuaciones económicas y, más recientemente, los efectos de la pandemia de COVID-19 en el mercado laboral. Estos datos son fundamentales para comprender las dinámicas del empleo, incluyendo la participación laboral, el desempleo, y las disparidades en el empleo por género, edad, y nivel educativo.

La CASEN 2020, realizada en el contexto de la pandemia de COVID-19, implementó una serie de cambios metodológicos significativos para adaptarse a las restricciones sanitarias y mantener la comparabilidad de los datos con ediciones anteriores. Entre las adaptaciones, se destacan la modificación en la modalidad de levantamiento de datos, pasando de una recolección presencial a una

mixta-secuencial, incluyendo fases de contacto telefónico y, en casos limitados, recuperación presencial de información. Estas modificaciones buscaron minimizar los efectos que la pandemia pudiera tener sobre la recolección de datos, asegurando al mismo tiempo la calidad y la comparabilidad de la información recabada. A pesar de estos cambios, se mantuvieron constantes ciertos aspectos del diseño de la encuesta, como el período de levantamiento y el diseño muestral, para garantizar la comparabilidad con los datos de años anteriores.

En el análisis del impacto de la automatización en los empleos de Chile entre 2013 y 2022, es importante subrayar que el enfoque se centra exclusivamente en la población que actualmente posee un empleo. En particular en los empleos que pueden ser asociados a probabilidades de automatización. Este punto excluye a los trabajadores en las fuerzas armadas del país.

Esta metodología está excluyendo tanto a los individuos inactivos como a aquellos que se encuentran desempleados. Esta delimitación metodológica se adopta para proporcionar una evaluación precisa de cómo la automatización está reconfigurando el panorama laboral para aquellos directamente involucrados en el mercado de trabajo. Sin embargo, al no considerar a los desempleados ni a la población inactiva, el estudio podría no capturar completamente el espectro de desafíos y oportunidades que la automatización introduce en la economía en su conjunto. Este enfoque permite un análisis detallado y específico de las tendencias de empleo y las transiciones ocupacionales inducidas por avances tecnológicos, pero también destaca la necesidad de investigaciones complementarias que aborden el impacto más amplio de la automatización en toda la fuerza laboral, incluyendo aquellos fuera del mercado laboral activo.

A. Caracterización de la fuerza laboral de Chile entre 2013 y 2022

La evolución de la composición del mercado laboral chileno⁸ por género entre 2013 y 2022 muestra una relativa estabilidad en la participación de hombres y mujeres, sin cambios significativos en la distribución por género entre el inicio y al final del periodo analizado. En 2013, la participación de hombres era del 57,88%, y en 2022 fue del 57,92%, mientras que la participación de mujeres se mantuvo también estable, pasando de un 42,12% en 2013 a un 42,08% en 2022. No obstante, es notable que durante el año 2020, coincidiendo con la pandemia de COVID-19, se observó un aumento en la participación laboral femenina, alcanzando un 46,02%, frente a una disminución en la participación masculina, que se situó en el 53,98%. Este fenómeno destaca como un cambio puntual dentro de un marco de estabilidad a lo largo de la década, sugiriendo que, salvo por las circunstancias excepcionales del 2020, la composición del mercado laboral por género en Chile ha permanecido sin cambios significativos (ver cuadro 4).

Cuadro 4
Composición del mercado laboral chileno por género, 2013-2022
(En porcentajes)

Género	2013	2015	2017	2020	2022
Hombres	57,88	56,67	56,39	53,98	57,92
Mujeres	42,12	43,33	43,61	46,02	42,08

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

⁸ En esta sección al referirnos al mercado laboral chileno, hacemos referencia a la población empleada que puede asociarse a una probabilidad de automatización, por lo que se excluye a los trabajadores de las fuerzas armadas.

En cuanto a la evolución del mercado laboral chileno por nivel educativo durante este período, se observa una disminución constante en la proporción de individuos sin educación básica y con educación básica en la fuerza laboral, pasando del 10,85% al 6,32% y del 23,40% al 15,67% respectivamente. Esta tendencia subraya un progreso notable en el acceso a la educación y en la finalización de ciclos educativos más avanzados por parte de la población empleada. Paralelamente, el porcentaje de personas con educación media muestra un ligero aumento hasta 2017, seguido de una disminución en 2020, y un pequeño repunte en 2022, reflejando posiblemente fluctuaciones en las dinámicas del mercado laboral y en las preferencias o necesidades educativas de la población en el contexto de cambios económicos y tecnológicos.

Por otro lado, el segmento de la población con educación superior muestra el cambio más notable, incrementándose del 28,39% en 2013 al 42,16% en 2022. Este aumento considerable evidencia una transformación profunda hacia un mercado laboral más especializado y con mayores requerimientos de habilidades y conocimientos avanzados, en línea con las demandas de una economía globalizada y tecnológicamente orientada. La marcada elevación en la proporción de trabajadores con educación superior en 2020 podría estar relacionada con la creciente necesidad de competencias digitales y especializadas frente a la pandemia de COVID-19, la cual aceleró la digitalización de muchos sectores económicos y potenció la valoración de la formación universitaria y técnica superior (ver cuadro 5).

Cuadro 5
Composición del mercado laboral chileno por nivel educativo, 2013-2022
(En porcentajes)

Nivel educativo	2013	2015	2017	2020	2022
Sin educación básica	10,85	9,72	9,19	6,95	6,32
Educación básica	23,40	21,78	20,33	16,31	15,67
Educación media	37,36	38,31	37,58	34,48	35,84
Educación superior	28,39	30,19	32,90	42,26	42,16

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

La evolución del mercado laboral chileno entre 2013 y 2022, en términos de distribución etaria, revela tendencias significativas y refleja los cambios demográficos y estructurales en la fuerza laboral. La participación de los jóvenes (16-24 años) en el mercado laboral ha experimentado una disminución sostenida, pasando del 12,08% en 2013 al 7,68% en 2022. Esta tendencia podría estar relacionada con un mayor énfasis en la educación superior y técnica, así como con los desafíos específicos que enfrenta este grupo etario para ingresar al mercado laboral, tales como la falta de experiencia y las barreras de entrada en sectores altamente competitivos o tecnificados.

Por otro lado, los grupos de edad de 25-34 y 35-44 años muestran un aumento en su participación, con el grupo de 25-34 años creciendo de 24,08% a 28,01% y el grupo de 35-44 años de 23,89% a 25,98% en el mismo período. Este aumento refleja la inserción de una población más madura y posiblemente más educada y experimentada en el mercado laboral, lo que podría estar vinculado con las necesidades de una economía que demanda habilidades más especializadas y experiencia laboral. Estas tendencias sugieren un desplazamiento hacia una fuerza laboral compuesta en mayor medida por trabajadores en la mediana edad, los cuales contribuyen con su experiencia y conocimientos a la productividad y la innovación.

La proporción de trabajadores de 45-59 años muestra una ligera disminución en 2022 después de mantenerse relativamente estable, lo que podría indicar una reestructuración sectorial que favorece a trabajadores más jóvenes con habilidades digitales. La participación de los trabajadores de 60-65 años, después de aumentar hasta 2020, disminuye ligeramente en 2022, reflejando posiblemente el impacto de políticas de jubilación o desplazamiento del mercado laboral por no tener la posibilidad de reestructurar sus empleos ante los avances tecnológicos (ver cuadro 6).

Cuadro 6
Composición del mercado laboral chileno por rango etario, 2013-2022
(En porcentajes)

Rango etario	2013	2015	2017	2020	2022
Edad 16-24	12,08	11,29	10,18	7,64	7,68
Edad 25-34	24,08	24,64	25,90	27,56	28,01
Edad 35-44	23,89	22,92	22,23	23,49	25,98
Edad 45-59	32,80	33,56	33,08	32,95	30,65
Edad 60-65	7,15	7,59	8,61	8,37	7,69

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

B. Caracterización de la población desempleada en Chile entre 2013 y 2022

El análisis de la composición de la población desempleada en Chile durante el período 2013-2022 es esencial para complementar la comprensión de la dinámica laboral del país, más allá de la observación de aquellos que están empleados. Este enfoque permite identificar no solo las variaciones en la tasa de empleo sino también en la tasa de desempleo, lo que ofrece una visión integral de los cambios en el mercado laboral. Al estudiar la composición de los desempleados, se pueden detectar posibles desigualdades o tendencias específicas entre diferentes grupos demográficos, como el género, y cómo estas han evolucionado en respuesta a cambios económicos, sociales o tecnológicos. Además, permite evaluar la efectividad de las políticas de empleo y desarrollo social, así como identificar áreas que requieren atención prioritaria para mejorar la inclusión y equidad en el acceso al empleo.

El cuadro 7 revela la evolución de la composición por género de la población desempleada en Chile entre 2013 y 2022, mostrando una distribución relativamente equilibrada entre hombres y mujeres a lo largo de este período. En 2013, los hombres representaban el 50,71% de los desempleados, cifra que se mantuvo bastante constante, con leves fluctuaciones, hasta alcanzar el 50,79% en 2022. Por su parte, las mujeres, que constituían el 49,29% de los desempleados en 2013, experimentaron un aumento marginal en su proporción, destacando un pico en 2020 con el 51,48%. Este cambio sugiere una leve variación en la vulnerabilidad al desempleo entre hombres y mujeres, especialmente notable durante el año 2020 en el contexto de pandemia. La casi paridad entre los géneros a lo largo del período indica que ambos enfrentan desafíos similares en términos de desempleo, aunque las variaciones puntuales sugieren la influencia de factores externos que afectan de manera distinta a hombres y mujeres.

Cuadro 7
Composición de la población en condición de desempleo en Chile por género, 2013-2022
(En porcentajes)

Género	2013	2015	2017	2020	2022
Hombres	50,71	51,23	50,76	48,52	50,79
Mujeres	49,29	48,77	49,24	51,48	49,21

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

El análisis de la composición del desempleo en Chile por nivel educativo entre 2013 y 2022, reflejado en el cuadro 8, evidencia cambios significativos en la estructura educativa de la población económicamente activa. La disminución observada en las proporciones de desempleados sin educación básica y con educación básica, junto con la relativa estabilidad en el segmento de educación media, puede interpretarse como un indicativo de mejoras en la educación o en la capacidad del mercado laboral para integrar a personas con niveles de educación inferiores. Esta tendencia, que se repite dentro

de la población empleada analizada en la sección previa, sugiere un avance hacia una población económicamente activa con mayor nivel educativo, lo que se refleja en un aumento en la participación laboral de individuos con dichos niveles de formación.

Paralelamente, el incremento en la proporción de desempleados con educación superior, que asciende del 28,16% en 2013 al 35,01% en 2022, destaca no solo como un reflejo de un mercado laboral desafiante para los profesionales altamente calificados, sino también como una manifestación de que la población con educación superior constituye una parte cada vez más grande de la población económicamente activa. Este fenómeno subraya el crecimiento en la cantidad de individuos que alcanzan niveles de educación más altos y su consecuente integración en el mercado laboral. Sin embargo, el aumento en la tasa de desempleo dentro de este grupo sugiere desafíos en la absorción efectiva de estos profesionales en empleos acordes a su nivel de formación, lo que podría indicar un desajuste entre las habilidades adquiridas y las demandadas por el mercado. Este contexto refuerza la necesidad de alinear más estrechamente las políticas educativas y de formación profesional con las dinámicas y requerimientos del mercado laboral para facilitar una mejor integración de los graduados de educación superior.

Cuadro 8
Composición de la población en condición de desempleo en Chile por nivel educativo, 2013-2022
(En porcentajes)

Nivel educativo	2013	2015	2017	2020	2022
Sin educación básica	7,59	6,88	7,04	6,94	5,78
Educación básica	22,42	21,95	19,29	19,45	17,34
Educación media	41,83	42,02	41,11	42,58	41,88
Educación superior	28,16	29,15	32,56	31,03	35,01

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

El cuadro 8 ofrece una visión detallada de la evolución de la composición del desempleo en Chile segmentada por rangos etarios durante el período 2013-2022, revelando dinámicas importantes en el mercado laboral en relación con la edad. Se observa una disminución significativa en la proporción de jóvenes (16-24 años) dentro de la población desempleada, pasando de un 36,53% en 2013 a un 26,25% en 2022. Este descenso, que también se acontece dentro de la población empleada, puede reflejar un aumento en la proporción de jóvenes que optan por continuar sus estudios en lugar de ingresar tempranamente al mercado laboral.

Por otro lado, se registra un aumento gradual en la representación de los grupos etarios más avanzados en el desempleo. Específicamente, el segmento de 35-44 años aumenta su participación del 15,45% al 19,11%, y el de 45-59 años ve un crecimiento notable, de 19,01% a un 21,66%. Incluso el grupo de edad de 60-65 años muestra un incremento en su proporción dentro del desempleo, aunque en menor medida. Estos cambios sugieren desafíos crecientes para los trabajadores de mayor edad en encontrar empleo, posiblemente debido a factores como la discriminación por edad, la rápida evolución de las demandas de habilidades en el mercado laboral o la dificultad para reinsertarse tras periodos de desempleo. La tendencia creciente del desempleo entre las edades más avanzadas subraya la necesidad de políticas laborales y de formación continua que aborden las necesidades específicas de este segmento de la población.

Cuadro 9
Composición de la población en condición de desempleo en Chile por rango etario, 2013-2022
(En porcentajes)

Rango etario	2013	2015	2017	2020	2022
Edad 16-24	36,53	33,27	30,81	22,38	26,25
Edad 25-34	25,88	28,47	29,48	28,45	27,94
Edad 35-44	15,45	15,16	16,14	17,31	19,11
Edad 45-59	19,01	19,86	19,84	25,92	21,66
Edad 60-65	3,12	3,23	3,73	5,95	5,04

Fuente: Análisis de los autores en base a Encuesta CASEN.

IV. Resultados del estudio

La presente sección del estudio examina el impacto de las distintas generaciones de tecnologías digitales avanzadas en el mercado laboral chileno a lo largo de una década, desde 2013 hasta 2022. Esta investigación, indaga en cómo las transformaciones tecnológicas han reconfigurado las dinámicas de empleo, atendiendo a dos enfoques principales: análisis por ocupación y por tareas, y considerando tanto tecnologías iniciales como avances tecnológicos más recientes que superan los cuellos de botella en percepción y manipulación. A través de la aplicación de modelos analíticos basados en datos de la Encuesta CASEN y ajustando a los marcos teóricos propuestos por Frey y Osborne (2017) y Espíndola y Suarez (2023), se busca actualizar y profundizar los hallazgos anteriores sobre la vulnerabilidad del mercado laboral frente a la automatización, tomando en cuenta la evolución tecnológica y su potencial para alterar la estructura de empleos en Chile.

Esta sección no solo arroja luz sobre las tendencias actuales y futuras del empleo en Chile en el contexto de la automatización, sino que también ofrece una base sólida para la discusión académica y la formulación de políticas públicas orientadas a la adaptación y preparación de la fuerza laboral frente a los desafíos tecnológicos emergentes. Al proporcionar un análisis actualizado y detallado, este estudio contribuye de manera significativa al entendimiento de las implicancias de la automatización para el empleo, resaltando la importancia de estrategias de adaptación y capacitación que puedan mitigar los efectos adversos en los trabajadores más vulnerables a la automatización.

A. El impacto del *machine learning* (aprendizaje de máquinas) y sistemas robóticos en el empleo medido por ocupaciones

Entre 2013 y 2022, el riesgo de automatización de empleos para toda la población en Chile mostró una tendencia decreciente, pasando del 58,91% en 2013 al 53,01% en 2022. Este descenso refleja una reducción significativa en la vulnerabilidad de los empleos a ser reemplazados por las tecnologías digitales avanzadas a partir de las probabilidades estimadas por Frey y Osborne (2017). La disminución más notable se observa a partir de 2017, donde el riesgo de automatización era del 57,81%, hasta

alcanzar el 54,09% en 2020, continuando su descenso hasta el 2022. Esta tendencia sugiere una adaptación progresiva del mercado laboral a la automatización y posiblemente una mayor inversión en habilidades y empleos menos susceptibles a la automatización⁹ (ver cuadro 10).

Cuadro 10
Riesgo de automatización, análisis por ocupación bajo tecnologías iniciales, 2013-2022^a
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^b	2015 ^b	2017 ^b	2020	2022 ^c
Toda la población	58,91	58,53	57,81	54,09	53,01
Hombres	60,26	60,01	59,51	55,86	54,95
Mujeres	57,04	56,58	55,60	52,01	50,35
Sin educación básica	72,37	70,83	72,48	71,18	71,48
Educación básica	68,81	68,24	68,87	68,62	67,36
Educación media	65,94	66,03	65,38	65,27	63,51
Educación superior	36,34	38,01	38,22	36,75	35,90
1er quintil de ingreso	N/D	69,09	69,81	66,24	66,41
2do quintil de ingreso	N/D	66,72	67,39	65,61	63,21
3er quintil de ingreso	N/D	63,99	63,59	62,69	59,89
4to quintil de ingreso	N/D	59,06	58,29	55,44	52,41
5to quintil de ingreso	N/D	40,69	38,42	33,39	33,02
Edad 16-24	65,30	64,52	64,53	64,68	62,02
Edad 25-34	54,29	53,17	53,09	49,26	48,24
Edad 35-44	57,50	57,54	55,50	49,95	48,60
Edad 45-59	60,08	60,57	59,87	57,04	56,53
Edad 60-65	61,63	59,72	60,59	57,77	58,90

Fuente: Análisis de los autores en base a Frey y Osborne (2017) y CASEN.

^a Los resultados considerando el código CIUO 08 en lugar del CIUO 88 son consistentes (Ver Anexo C).

^b Resultados publicados en Katz, Callorda y Jung (2023).

^c Probabilidades estimadas bajo código CIUO 08, en base al promedio por ocupación del código CIUO 88 al CIUO 08 al 2020. Esta metodología mantiene los resultados del 2013 al 2017 y permite la comparación con el 2022.

A lo largo del periodo 2013-2022, la brecha en el riesgo de automatización entre hombres y mujeres en Chile se ha mantenido, evidenciando diferencias en cómo la automatización afecta a cada género. En 2013, el riesgo de automatización para los hombres era del 60,26%, comparativamente más alto que el 57,04% observado para las mujeres. Esta diferencia se ha mantenido a lo largo de los años, con los hombres experimentando consistentemente un mayor riesgo de automatización. Para el 2022, el riesgo se redujo a 54,95% para los hombres y a 50,35% para las mujeres, manteniendo una brecha de género significativa. Este patrón temporal sugiere que los empleos ocupados predominantemente por hombres podrían estar más expuestos a los impactos del aprendizaje de máquinas y los sistemas robóticos en comparación con los empleos mayoritariamente ocupados por mujeres, reflejando diferencias en la naturaleza de las ocupaciones y sectores en los que cada género predomina.

La evolución del riesgo de automatización en Chile por nivel educativo entre 2013 y 2022 muestra que, a pesar de las fluctuaciones a lo largo del tiempo, los cambios punta a punta en el riesgo asociado a cada nivel educativo no fueron sustanciales. Los individuos sin educación básica comenzaron con un riesgo de 72,37% en 2013 y cerraron el periodo con un 71,48% en 2022, evidenciando una variación mínima. Similarmente, aquellos con educación básica y media vieron cambios ligeros en su riesgo de automatización, pasando de

⁹ Como el análisis se realiza en base a los trabajos que efectivamente realizan los empleados, el descenso del riesgo de automatización bajo la metodología de Frey y Osborne (2017) lo que refleja es una disminución de trabajadores en los puestos con mayor riesgo entre el 2013 y el 2022, ya sea por que esos puestos ya no existen (pérdida de empleo) o por que se reestructuraron en empleos con menor probabilidad de automatización.

68,81% a 67,36% y de 65,94% a 63,51% respectivamente. En el caso de las personas con educación superior, el riesgo inicial era de 36,34% y terminó ligeramente menor en 35,90%.

La estabilidad en el riesgo de automatización por nivel educativo entre 2013 y 2022, en contraste con la disminución general del riesgo de automatización para toda la población en Chile, sugiere un cambio significativo en la composición de la fuerza laboral por nivel educativo más que una disminución uniforme en el riesgo por grupo. La proporción de individuos con educación superior en la fuerza laboral ha aumentado notablemente, de un 28,39% en 2013 a 42,16% en 2022, mientras que las proporciones de aquellos sin educación y con educación básica han disminuido, de 10,85% a 6,32% y de 23,40% a 15,67% respectivamente. Esta tendencia indica un desplazamiento hacia una fuerza laboral más educada, lo cual explica la reducción global del riesgo de automatización.

Este cambio en la composición de la fuerza laboral refleja la valoración creciente de las habilidades especializadas en la economía chilena. A medida que más personas adquieren educación superior, la economía se ajusta a una estructura donde los empleos requieren competencias más complejas, que son más difíciles de automatizar. Este fenómeno no solo reduce el riesgo promedio de automatización a nivel nacional, sino que también señala un cambio estructural en el mercado laboral hacia ocupaciones de mayor educación, lo cual es una respuesta adaptativa frente a los desafíos planteados por la automatización y el avance tecnológico.

La evolución del riesgo de automatización por quintil de ingreso en Chile entre 2015 y 2022 muestra una clara correlación con el nivel educativo, reflejando cómo las diferencias en la formación académica impactan en la vulnerabilidad de los empleos frente a la automatización. Los datos indican que los quintiles más bajos de ingreso, que presumiblemente incluyen una mayor proporción de trabajadores con niveles educativos inferiores, enfrentan riesgos de automatización más altos. El primer quintil, el de menor ingreso, mantuvo su riesgo relativamente estable, pasando de un 69,09% en 2015 a un 66,41% en 2022, mientras que el segundo quintil vio una disminución de 66,72% a 63,21% en el mismo periodo. Esta tendencia de disminución se hace más pronunciada en los quintiles superiores, con el quinto quintil, el de mayores ingresos y presumiblemente con una mayor proporción de trabajadores con educación superior, mostrando una notable reducción en el riesgo de automatización, de 40,69% en 2015 a 33,02% en 2022.

Este patrón sugiere que los trabajadores con mayor educación, que tienden a ocupar los quintiles superiores de ingreso, están menos expuestos al riesgo de automatización. Esto se debe a que las habilidades adquiridas a través de la educación superior a menudo son más complejas, especializadas y menos susceptibles a ser reemplazadas por máquinas o software. La correlación entre el nivel educativo y el quintil de ingreso en relación con el riesgo de automatización refleja la importancia de la educación como un factor protector en un mercado laboral en evolución, donde la tecnología transforma continuamente las demandas de habilidades y competencias laborales. Este fenómeno subraya la necesidad de políticas que fomenten la educación y la capacitación en habilidades relevantes para la era digital, con el fin de mitigar los riesgos de automatización y promover la igualdad de oportunidades en el acceso al empleo.

La evolución del riesgo de automatización en Chile, segmentada por rangos de edad entre 2013 y 2022, revela tendencias distintas que reflejan las variaciones en la vulnerabilidad al cambio tecnológico a lo largo de la vida laboral de las personas. Los trabajadores más jóvenes, en el rango de edad de 16 a 24 años, comenzaron con un riesgo de 65,30% en 2013, experimentando una disminución moderada para llegar a 62,02% en 2022. Este grupo etario mantiene una exposición relativamente alta, probablemente debido a la naturaleza de los empleos de entrada que ocupan, los cuales podrían ser más susceptibles a la automatización. Por otro lado, los grupos de mayor edad muestran una evolución variable: aquellos en el rango de 25 a 34 años y de 35 a 44 años vieron disminuciones más significativas en su riesgo, de 54,29% a 48,24% y de 57,50% a 48,60% respectivamente, lo que sugiere una mejor adaptación o transición hacia empleos menos expuestos a la automatización con el avance de su carrera. Sin embargo, para los trabajadores entre 45 y 59 años, y especialmente para aquellos de 60 a 65 años,

el riesgo se mantiene más elevado hacia el final del periodo, con un leve incremento para el último grupo, pasando de 61,63% en 2013 a 58,90% en 2022.

Estas tendencias por edad subrayan cómo el impacto de la automatización no es uniforme a lo largo de la vida laboral, influenciado por factores como el tipo de empleo, la acumulación de habilidades y la capacidad de adaptación a nuevas tecnologías. La disminución más notable en los rangos de edad media puede reflejar una mayor adaptabilidad y la posibilidad de reestructuración, mientras que la persistencia de un riesgo más alto entre los trabajadores más grandes destaca la necesidad de políticas específicas que aborden la vulnerabilidad de este grupo ante los rápidos cambios tecnológicos.

B. El impacto de la inteligencia artificial generativa en el empleo medido por ocupaciones

La evolución temporal del riesgo de automatización para toda la población en Chile, según la metodología de Espíndola y Suarez (2023) que considera el efecto de nuevas tecnologías como la inteligencia artificial generativa, muestra un cambio marginal entre los años 2013 y 2022. La probabilidad de automatización se redujo ligeramente de 52,89% en 2013 a 51,44% en 2022 (ver cuadro 11). Esta variación mínima sugiere que, a pesar de la introducción de nuevas tecnologías en el mercado laboral, su impacto en el riesgo general de automatización de empleos ha sido limitado durante este periodo. La relativa estabilidad de estas cifras indica que las tecnologías emergentes, aunque potencialmente disruptivas, aún no han tenido un efecto significativo en la automatización de empleos a gran escala en Chile.

Cuadro 11
Riesgo de automatización por empleo por inteligencia artificial generativa, análisis por ocupación, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Toda la población	52,89	52,14	51,53	51,27	51,44
Hombres	59,65	58,93	58,17	57,24	57,17
Mujeres	43,59	43,28	42,93	44,27	43,54
Sin educación básica	50,80	50,07	49,59	51,26	51,65
Educación básica	55,83	54,41	53,97	54,90	55,65
Educación media	56,71	56,50	55,85	56,23	56,87
Educación superior	46,24	45,67	45,62	45,87	45,24
1er quintil de ingreso	N/D	52,33	50,89	50,86	52,71
2do quintil de ingreso	N/D	53,84	53,97	54,08	54,37
3er quintil de ingreso	N/D	54,19	54,11	54,61	54,27
4to quintil de ingreso	N/D	53,94	53,02	53,21	52,63
5to quintil de ingreso	N/D	47,30	46,24	45,14	44,76
Edad 16-24	53,86	52,49	51,70	52,17	51,46
Edad 25-34	51,89	51,32	50,26	49,74	49,93
Edad 35-44	53,47	52,59	51,83	50,50	50,71
Edad 45-59	52,94	52,68	52,27	52,45	53,00
Edad 60-65	52,96	51,63	52,07	52,61	53,44

Fuente: Análisis de los autores en base a Espíndola y Suarez (2023).

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO 08 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO 08 al 2022 y el 2020, y genera datos comparables bajo código CIUO 88 en los años previos.

La razón detrás de este impacto moderado podría estar relacionada con la reciente introducción y adopción gradual de estas tecnologías en los entornos de trabajo. Las innovaciones tecnológicas, especialmente las más avanzadas, a menudo requieren un periodo de ajuste durante el cual las empresas y los trabajadores adaptan sus procesos, habilidades y estrategias operativas. Este lapso entre

la introducción de la tecnología y su implementación efectiva en el mercado laboral puede explicar por qué, hasta ahora, no se ha observado un cambio drástico en el riesgo de automatización. Este fenómeno refleja una fase inicial de transición tecnológica, donde el potencial de automatización de las nuevas tecnologías aún no se ha realizado plenamente.

Dado este contexto, se justifica centrar el análisis subsiguiente en los datos del año 2022 para entender mejor el estado actual y las tendencias más recientes en el riesgo de automatización, tomando como base un momento en el cual se espera que el impacto de las tecnologías emergentes comience a manifestarse de manera más clara en el mercado laboral. Esta decisión permite enfocar la discusión en el escenario más actualizado, considerando que las dinámicas del mercado laboral y el efecto de las nuevas tecnologías sobre la automatización pueden evolucionar rápidamente a medida que su adopción se vuelve más generalizada y sus aplicaciones más sofisticadas.

La brecha de género en el riesgo de automatización en Chile muestra una diferencia significativa entre hombres y mujeres, destacando una mayor susceptibilidad en los empleos desempeñados por hombres en comparación con aquellos ocupados por mujeres. Al año 2022, los hombres enfrentan un riesgo de automatización de 57,17%, mientras que para las mujeres este riesgo es considerablemente más bajo, situándose en 43,54%. Esta diferencia apunta a una mayor vulnerabilidad de los puestos de trabajo tradicionalmente masculinos frente a la automatización, lo que podría estar relacionado con la naturaleza de las tareas y los sectores económicos donde predominan los hombres, que pueden ser más susceptibles a ser afectados por la implementación de nuevas tecnologías.

Este panorama resalta la necesidad de abordar la brecha de género en las políticas públicas relacionadas con la automatización laboral. Es crucial desarrollar estrategias que no solo busquen mitigar el riesgo de automatización para todos los trabajadores, sino que también consideren las dinámicas de género. Ello implica promover la diversificación de habilidades en los hombres para reducir su riesgo de automatización.

La disparidad en el riesgo de automatización según el nivel educativo en Chile al 2022 evidencia cómo la formación académica influye en la vulnerabilidad ante la adopción de nuevas tecnologías. Los individuos con educación media y básica enfrentan los mayores riesgos, con un 56,87% y un 55,65% respectivamente, lo que subraya una clara correlación entre menor nivel educativo y mayor exposición a la automatización. Por el contrario, aquellos con educación superior muestran un riesgo considerablemente menor, situándose en 45,24%. Este contraste destaca la importancia de la educación como un factor de protección frente a los cambios tecnológicos, donde las habilidades adquiridas a través de una educación avanzada pueden ofrecer una mayor adaptabilidad y oportunidades en un mercado laboral en transformación.

Estos hallazgos subrayan la urgencia de políticas públicas enfocadas en fortalecer la educación y la formación profesional como medidas clave para mitigar el impacto de la automatización. Es esencial ampliar el acceso a la educación superior y mejorar la calidad de la educación en todos los niveles, para equipar a la fuerza laboral con las habilidades necesarias que demanda la economía digital. Además, es crucial fomentar la educación técnica y el aprendizaje continuo, adaptando los currículos a las necesidades del mercado laboral y anticipando las demandas de las industrias del futuro. Estas estrategias no solo ayudarán a disminuir el riesgo de automatización entre los trabajadores menos educados, sino que también promoverán una mayor equidad en el acceso a las oportunidades laborales en un entorno tecnológicamente avanzado.

Al analizar el riesgo de automatización por quintil de ingreso en Chile para el año 2022, se observa una relación directa entre el nivel de ingreso y el riesgo de ser afectado por la automatización. Los individuos en el quinto quintil, donde se agrupan los ingresos más altos y, por ende, se presume un mayor nivel educativo, presentan el menor riesgo, con un 44,76%. Esta tendencia sugiere que a medida que aumenta el nivel de ingreso, disminuye el riesgo de automatización, lo cual se correlaciona estrechamente con el nivel educativo de los individuos. Es decir, las personas con mayor educación tienden a ocupar

empleos mejor remunerados que son menos susceptibles a ser automatizados. Esta asociación entre nivel de ingreso y nivel educativo frente al riesgo de automatización destaca la importancia de las políticas públicas enfocadas en reducir las desigualdades educativas como un medio para mitigar los efectos de la automatización en los trabajadores de menores ingresos como ha sido mencionado en la sección previa.

El análisis del riesgo de automatización en Chile por grupo de edad al 2022 revela un patrón distintivo que se asemeja a una "U" invertida, donde los extremos de la curva de edad muestran un riesgo relativamente mayor en comparación con los grupos de edad intermedios. Los individuos más jóvenes, en el rango de edad de 16-24 años, enfrentan un riesgo de 51,46%, mientras que aquellos en el grupo de 60-65 años presentan un riesgo ligeramente superior de 53,44%. Sin embargo, es en los grupos de edad intermedios, específicamente en aquellos con edades comprendidas entre 25-34 años y 35-44 años, donde se observa un riesgo menor, con tasas de 49,93% y 50,71% respectivamente. Este patrón sugiere que tanto los trabajadores jóvenes como los de mayor edad experimentan riesgos comparables de automatización, pero aquellos en la mitad de su vida laboral tienden a tener un riesgo ligeramente menor.

Este fenómeno puede reflejar una combinación de factores, incluida la naturaleza de los empleos ocupados por diferentes grupos de edad y su correspondiente susceptibilidad a la automatización. El menor riesgo observado en los grupos de edad intermedios podría estar asociado con una mayor adaptabilidad y la acumulación de habilidades y experiencia que les permiten ocupar roles menos vulnerables a ser reemplazados por tecnologías emergentes.

Esta distribución por edad subraya la importancia de adoptar políticas públicas diferenciadas que aborden las necesidades específicas de cada grupo de edad frente a la automatización. Para los trabajadores más jóvenes, es crucial fomentar la educación y formación en habilidades técnicas y digitales. Para aquellos en la mitad de su carrera, sería beneficioso promover el reciclaje profesional y la actualización de habilidades. Finalmente, para los trabajadores de mayor edad, se deberían implementar programas que faciliten la transición hacia roles menos susceptibles a la automatización o que ofrezcan apoyo en la adaptación a los cambios tecnológicos, asegurando así que todos los grupos de edad puedan navegar con éxito en un mercado laboral en constante evolución.

C. El impacto del *machine learning* (aprendizaje de máquinas) y sistemas robóticos medido por tareas

En esta sección del análisis se aborda la probabilidad de pérdida de empleo y de reestructuración de empleos en Chile, empleando una metodología de análisis por tarea que se alinea con los estudios de Katz, Callorda, Jung (2021). Este enfoque permite evaluar de manera comparativa los cambios y desafíos laborales con los resultados obtenidos de la PIACC para el año 2015. Para lograr una adecuada comparabilidad y pertinencia con el contexto actual, se han reajustado los puntos de corte en las probabilidades de automatización, basándose en los datos más recientes de probabilidades de automatización proporcionados por Espíndola y Suarez (2023).

La definición de pérdida de empleo se establece para aquellos puestos de trabajo con una probabilidad de automatización superior al 73%, según las probabilidades de automatización mencionadas. De este modo los niveles de riesgo al 2015 quedan alineados con el análisis previo y permite analizar la evolución de la tendencia entre el 2013 y el 2022. Por otro lado, los empleos considerados como reestructurados son aquellos que se encuentran en un rango de probabilidad de automatización entre el 46% y el 73%, siguiendo la misma metodología. Esta segmentación permite identificar no solo los trabajos con alto riesgo de desaparecer debido a la automatización, sino también aquellos que podrían experimentar cambios significativos en su estructura y funciones. Al establecer estos umbrales, el análisis busca entender de manera más precisa cómo la automatización impacta en diferentes niveles de riesgo

laboral y qué empleos requieren adaptaciones para enfrentar los desafíos de un mercado laboral en constante evolución, y de un modo comparable a lo publicado en Katz, Callorda, Jung (2021).

El cuadro 12 proporciona una perspectiva del riesgo de pérdida de empleos por automatización en Chile para el período 2013-2022, considerando que el riesgo parte de igual punto al 2015 en relación con los resultados obtenidos a través de la PIACC para ese año (22,51%). Este punto de comparación valida la metodología utilizada y proporciona un marco de referencia sólido para entender cómo se posiciona Chile en un contexto más amplio respecto al riesgo de automatización de empleos a lo largo del período analizado, de modo comparativo con la literatura previa.

La evolución del riesgo de pérdida de empleos por automatización en Chile entre 2013 y 2022, analizada a través de un enfoque por tareas para toda la población, revela tendencias significativas y fluctuaciones relevantes en la vulnerabilidad al desplazamiento tecnológico. Inicialmente, en 2013, el riesgo de pérdida de empleo se situaba en un 23,36%, experimentando una ligera disminución en los años subsiguientes hasta alcanzar el 21,24% en 2017. Sin embargo, el año 2020 marca un punto de inflexión notable, con un incremento del riesgo hasta el 24,37%, seguido por un aumento adicional en 2022 al 25,40%. Este salto puede ser atribuido al contexto de la pandemia de COVID-19, durante el cual se aceleró la transición hacia modalidades de trabajo que incorporan en mayor medida la tecnología. La crisis sanitaria impulsó la adopción de herramientas digitales y modelos de negocio que favorecen la automatización, aumentando así el riesgo de pérdida de empleos en sectores susceptibles (ver cuadro 12).

Cuadro 12
Riesgo de pérdida de empleos por aprendizaje de máquinas y sistemas robóticos, análisis por tareas, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Resultado PIACC	-	22,51	-	-	-
Toda la población	23,36	22,51	21,24	24,37	25,40
Hombres	35,26	34,74	32,97	33,29	33,57
Mujeres	6,99	6,54	6,06	13,92	14,14
Sin educación básica	22,58	21,52	20,38	27,15	28,19
Educación básica	32,53	30,59	29,90	35,78	37,19
Educación media	28,96	28,70	27,18	34,99	36,01
Educación superior	8,68	9,17	9,31	10,92	11,58
1er quintil de ingreso	N/D	24,53	22,13	25,67	30,33
2do quintil de ingreso	N/D	25,98	24,73	31,20	31,54
3er quintil de ingreso	N/D	26,16	25,64	30,25	30,44
4to quintil de ingreso	N/D	24,27	23,09	26,46	26,64
5to quintil de ingreso	N/D	13,61	12,13	12,60	12,31
Edad 16-24	21,38	20,28	17,25	20,83	21,67
Edad 25-34	20,10	20,05	17,68	19,36	20,96
Edad 35-44	23,65	22,33	21,02	22,81	23,91
Edad 45-59	25,40	24,40	23,81	28,11	29,59
Edad 60-65	26,24	25,52	25,85	31,44	32,25

Fuente: Análisis de los autores en base a Espindola y Suarez (2023).

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO 08 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO 08 al 2022 y el 2020, y genera datos comparables bajo código CIUO 88 en los años previos.

Esta dinámica se reflejó de manera más acentuada en el segmento de mujeres trabajadoras, donde el riesgo prácticamente se duplicó entre 2017 y 2020, pasando de un 6,06% a un 13,92%, lo que subraya cómo el impacto de la automatización, exacerbado por la pandemia, afectó de manera desproporcionada a ciertos grupos demográficos. Estos cambios en el riesgo de pérdida de empleo por

automatización subrayan la necesidad de políticas y estrategias que promuevan la resiliencia laboral y la adaptación a los avances tecnológicos.

El cuadro 13 muestra la evolución del riesgo de reestructuración de empleos por automatización en Chile para el período comprendido entre 2013 y 2022. A nivel general, la población mostró una caída en el riesgo de reestructuración desde el 35,71% en 2013 hasta el 30,53% en 2020, lo que sugiere que una porción decreciente de la fuerza laboral se enfrentaba a cambios significativos en la naturaleza de sus empleos debido a la automatización. Esta tendencia acontece principalmente a partir del 2020 en el contexto de pandemia, donde empleos que previamente estaban en riesgo a ser reestructurados, en ese contexto migraron a ser empleos en riesgo de perderse (ver cuadro 13).

Cuadro 13
Riesgo de reestructuración de empleos por aprendizaje de máquinas y sistemas robóticos,
análisis por tareas, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Resultado PIACC	-	33,43	-	-	-
Toda la población	35,71	34,88 ^b	36,25	32,31	30,53
Hombres	35,53	34,18	35,83	32,11	31,25
Mujeres	35,97	35,80	36,80	32,55	29,54
Sin educación básica	34,90	34,63	36,78	35,34	34,36
Educación básica	30,78	30,30	31,62	28,46	27,53
Educación media	34,68	34,66	36,87	30,69	29,07
Educación superior	41,53	38,58	38,32	34,67	32,30
1er quintil de ingreso	N/D	33,13	34,79	30,70	29,20
2do quintil de ingreso	N/D	34,35	38,11	31,68	31,18
3er quintil de ingreso	N/D	34,34	36,58	34,69	32,01
4to quintil de ingreso	N/D	36,74	36,72	33,88	30,81
5to quintil de ingreso	N/D	35,18	35,03	30,05	28,99
Edad 16-24	40,68	37,98	43,28	39,30	35,81
Edad 25-34	38,78	37,49	38,98	35,00	32,18
Edad 35-44	37,42	36,78	37,87	32,07	30,03
Edad 45-59	32,68	33,29	34,26	30,62	29,70
Edad 60-65	29,84	28,76	29,55	26,90	26,63

Fuente: Análisis de los autores en base a Espindola y Suarez (2023).

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO 08 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO 08 al 2022 y el 2020, y genera datos comparables bajo código CIUO 88 en los años previos.

^b Se aproximó al valor más cercano en relación a los resultados de la PIACC 2015.

El análisis del riesgo de reestructuración de empleos por automatización, basado en un enfoque por tareas y desglosado por subgrupos entre 2013 y 2022, revela una tendencia general hacia la disminución de este riesgo en casi todos los segmentos analizados. Al analizar por género, ambos, hombres y mujeres, muestran una tendencia decreciente en el riesgo de reestructuración, con las mujeres experimentando una reducción más pronunciada desde un riesgo más alto en 2017 (36,80%) a un menor en 2022 (29,54%). La evolución del riesgo por nivel educativo revela que aquellos con educación superior inicialmente enfrentaron el mayor riesgo (41,53% en 2013), pero también han visto una de las reducciones más significativas, llegando al 32,30% en 2022. Esto puede interpretarse como un reflejo de la creciente demanda de habilidades avanzadas y especializadas que son menos susceptibles a la automatización y más capaces de adaptarse a cambios tecnológicos. El análisis por quintiles de ingreso muestra una disminución general en el riesgo a través de todos los niveles de ingreso, destacando una convergencia hacia una menor vulnerabilidad a la reestructuración en los sectores más altos y bajos de ingreso. Por último, el análisis por grupos de edad muestra que los más jóvenes (16-24 años) inicialmente tenían el mayor riesgo de reestructuración (40,68% en 2013), lo que

podría estar vinculado a trabajos de entrada o menos especializados que son más fáciles de automatizar. Sin embargo, este grupo también ha visto una notable mejora, reduciendo su riesgo al 35,81% en 2022, lo que sugiere una adaptación exitosa a través de la adquisición de nuevas habilidades o la transición a empleos menos susceptibles a la automatización.

Estas tendencias indican un panorama laboral en transformación, donde la adaptación a la automatización y el desarrollo de habilidades relevantes para el mercado laboral emergente están mitigando los riesgos de reestructuración de empleos, marcando un avance positivo hacia la integración de la tecnología en el ámbito laboral de manera que complementa en lugar de desplazar a la fuerza laboral humana.

D. El impacto de la inteligencia artificial generativa medido por tareas

Por último, para examinar la destrucción de empleos y la reestructuración en el contexto de las nuevas tecnologías, se han vuelto a emplear los puntos de corte estándar de la literatura. El riesgo de pérdida de empleo, definido como que más del 70% de las tareas de la ocupación sean automatizables, muestra variaciones significativas para diferentes grupos poblacionales. Este análisis pone énfasis en la situación al 2022, ya que estas nuevas tecnologías empiezan a tener mayor relevancia en ese año y a futuro.

Al considerar el género, se observa que los hombres presentan un riesgo considerablemente más alto (36,39%) en comparación con las mujeres (20,12%), lo que subraya una brecha de género notable en la vulnerabilidad frente a la automatización. Esta diferencia puede atribuirse a la distribución desigual de hombres y mujeres en sectores y ocupaciones con variados niveles de riesgo de pérdida de empleo por la automatización (ver cuadro 14).

Cuadro 14
Riesgo de pérdida de empleos por automatización de la inteligencia artificial generativa, análisis por tareas, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Toda la población	32,14	31,27	29,88	30,02	29,55
Hombres	40,32	39,65	38,58	37,05	36,39
Mujeres	20,88	20,33	18,62	21,77	20,12
Sin educación básica	31,04	30,36	28,95	31,38	32,17
Educación básica	42,24	40,37	39,26	40,35	40,74
Educación media	39,23	39,68	38,46	40,74	40,57
Educación superior	14,76	14,35	14,54	17,13	15,62
1er quintil de ingreso	N/D	34,00	31,39	32,15	35,13
2do quintil de ingreso	N/D	36,05	35,53	36,43	35,98
3er quintil de ingreso	N/D	36,23	35,47	36,06	34,85
4to quintil de ingreso	N/D	33,71	32,36	33,01	31,13
5to quintil de ingreso	N/D	19,08	17,06	17,25	15,38
Edad 16-24	28,69	27,20	25,02	26,11	24,74
Edad 25-34	27,37	26,79	25,39	25,02	24,71
Edad 35-44	32,96	31,79	29,37	27,99	28,08
Edad 45-59	35,15	34,95	33,88	34,16	34,23
Edad 60-65	35,43	34,21	34,32	36,69	37,01

Fuente: Análisis de los autores en base a Espíndola y Suarez (2023).

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO 08 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO 08 al 2022 y el 2020, y genera datos comparables bajo código CIUO 88 en los años previos.

En términos de nivel educativo, las brechas son igualmente pronunciadas. Los individuos sin educación básica y aquellos con educación básica muestran los mayores riesgos de pérdida de empleo en 2022, con porcentajes de 32,17% y 40,74% respectivamente, evidenciando la mayor vulnerabilidad

de los trabajadores con menor nivel educativo. Por el contrario, aquellos con educación superior exhiben un riesgo significativamente menor (15,62%), destacando la protección que ofrece un nivel educativo más alto contra el riesgo de pérdida de empleo por automatización. La distribución del riesgo de automatización según quintiles de ingreso también refleja profundas desigualdades. El primer quintil de ingreso, representando a los individuos con los menores ingresos, enfrenta un riesgo elevado (35,13%), mientras que el quinto quintil, que agrupa a los de mayores ingresos, tiene un riesgo mucho menor (15,38%). Esta disparidad subraya cómo la posición económica influye en la vulnerabilidad a la automatización, con los individuos de mayores ingresos mostrando una mayor resiliencia, asociado con su mayor nivel educativo.

Finalmente, al analizar el riesgo de pérdida de empleo por grupos de edad en 2022, los adultos de 60-65 años presentan el mayor riesgo (37,01%), seguidos de cerca por aquellos en el rango de 45-59 años (34,23%). En contraste, los grupos más jóvenes, especialmente los de 16-24 años (24,74%) y de 25-34 años (24,71%), muestran los menores riesgos. Estas cifras revelan una clara tendencia de mayor vulnerabilidad con el aumento de la edad, indicando desafíos particulares para los trabajadores de mayor edad en el contexto de la automatización laboral.

Estas brechas dentro de los subgrupos en 2022 ilustran la necesidad de políticas diferenciadas que no solo aborden el riesgo de automatización en general, sino que también consideren las particularidades y vulnerabilidades específicas de cada grupo, con el fin de mitigar las desigualdades y promover una transición justa hacia una economía cada vez más automatizada.

La evolución del riesgo de reestructuración de empleo, vinculado a que entre el 50% y el 70% de las tareas del empleo sea automatizable, también muestra que la situación de los diferentes subgrupos frente al riesgo de reestructuración de empleo debido a la automatización muestra claras diferencias. Reflejando cómo diversos factores como el género, el nivel educativo y el quintil de ingreso influyen en la necesidad de adaptarse a nuevas condiciones laborales. Los hombres enfrentan un riesgo del 17,89%, superando al de las mujeres, que es del 16,09%. Esta brecha de género sugiere que los empleos tradicionalmente ocupados por hombres podrían estar más expuestos a cambios en las metodologías de trabajo impulsados por la automatización, mientras que las mujeres, posiblemente en roles menos susceptibles a estas transformaciones, enfrentan un riesgo ligeramente menor (ver cuadro 15).

En términos de nivel educativo, el riesgo de reestructuración varía considerablemente. Aquellos con educación superior presentan un riesgo del 20,51%, el más alto entre los grupos educativos, lo que indica que, a pesar de requerir adaptaciones, su formación previa posiblemente les proporciona una base más sólida para enfrentar estos cambios. Por el contrario, los individuos sin educación básica experimentan un riesgo menor (10,13%) en comparación con otros niveles educativos, sugiriendo que sus empleos podrían no estar tan directamente afectados por tecnologías que requieren habilidades avanzadas, pero aun así enfrentan desafíos significativos de adaptación. Los individuos con educación básica y media muestran riesgos del 11,41% y 16,97% respectivamente, reflejando diferentes grados de vulnerabilidad ante los cambios laborales.

La distribución del riesgo por quintiles de ingreso muestra que aquellos en el quinto quintil (más alto) enfrentan el mayor riesgo (19,84%), seguidos de cerca por aquellos en el cuarto quintil (17,79%). Esto podría indicar que los empleos mejor remunerados requieren una mayor adaptación a las nuevas tecnologías, mientras que los individuos en el primer quintil de ingreso, con un riesgo del 12,00%, podrían estar en trabajos menos susceptibles a cambios significativos en las metodologías de trabajo debido a la automatización (aunque con más riesgo de perderse como se mostró en la sección previa).

Cuadro 15
Riesgo de reestructuración de empleos por la inteligencia artificial generativa, análisis por tareas, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Toda la población	17,18	17,14	17,76	17,64	17,13
Hombres	19,35	19,00	19,07	18,39	17,89
Mujeres	14,20	14,71	16,05	16,77	16,09
Sin educación básica	8,77	9,98	10,03	11,29	10,13
Educación básica	11,17	10,97	10,96	11,37	11,41
Educación media	18,20	17,86	18,57	17,46	16,97
Educación superior	24,17	22,99	23,17	21,32	20,51
1er quintil de ingreso	N/D	12,10	12,16	12,82	12,00
2do quintil de ingreso	N/D	14,69	16,04	15,00	15,58
3er quintil de ingreso	N/D	15,62	17,07	18,22	17,28
4to quintil de ingreso	N/D	19,50	19,27	18,75	17,79
5to quintil de ingreso	N/D	20,85	21,03	19,79	19,84
Edad 16-24	22,88	21,89	23,56	20,74	21,76
Edad 25-34	21,10	20,91	21,23	20,26	19,28
Edad 35-44	17,75	17,75	19,24	18,55	17,68
Edad 45-59	13,91	14,41	14,91	16,02	15,73
Edad 60-65	12,09	11,93	12,21	12,62	11,82

Fuente: Análisis de los autores en base a Espindola y Suarez (2023).

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO 08 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO 08 al 2022 y el 2020, y genera datos comparables bajo código CIUO 88 en los años previos.

En cuanto a la edad, los jóvenes de 16-24 años y los adultos de 25-34 años presentan riesgos del 21,76% y 19,28% respectivamente, siendo los más altos entre los grupos de edad. Esto sugiere que los trabajadores más jóvenes están en ocupaciones que requieren una adaptación constante a nuevas tecnologías y métodos de trabajo. En contraste, los adultos mayores de 60-65 años tienen el menor riesgo (11,82%), lo que podría reflejar un menor nivel posible de adaptación en estos grupos.

El análisis del riesgo en base a tareas de reestructuración de empleo en 2022 revela diferencias significativas entre subgrupos, destacando cómo la edad, el género, el nivel educativo y el estatus socioeconómico pueden influir en la capacidad y necesidad de adaptarse a la automatización. Estas diferencias subrayan la importancia de políticas laborales y educativas que no solo fomenten la adaptabilidad y la resiliencia frente a los cambios tecnológicos, sino que también tengan en cuenta las necesidades específicas de cada grupo para asegurar una transición equitativa en el mercado laboral.

E. Proyecciones temporales de impacto

Como se mencionó arriba, las estimaciones de impacto en el empleo de las diferentes tecnologías consideran el efecto final asumiendo una adopción completa por parte de empresas. Para estimar lo que significan estos valores en el tiempo es necesario reconocer que la adopción tecnológica en el tejido productivo procede de manera gradual. Por ejemplo, de acuerdo a las estadísticas de la OCDE, la adopción de inteligencia artificial por empresas al 2023 en Alemania alcanza tan solo a 11,55%. De esta manera, es necesario asumir que el efecto completo tal como es estimado arriba para Chile deberá reflejar un ciclo de adopción gradual.

El análisis realizado para evaluar el impacto de la automatización en el empleo chileno en el tiempo está estructurado en dos partes. En primer lugar, se define el "punto terminal" o sea el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización en el futuro. En segundo lugar, se

construye un modelo de desarrollo temporal entre la actualidad y el punto de impacto en el futuro. La determinación del punto terminal debe ser realizada porque el análisis entre el 2013 y el 2022 presentado en el capítulo IV determinó que el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización está disminuyendo gradualmente debido a que la fuerza de trabajo tiende a adecuarse a las nuevas condiciones de demanda (ver cuadro 16).

Cuadro 16
Chile: porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización
(En porcentajes)

Año	Automatización por ocupación	Automatización por tareas		Total
		Empleos automatizables	Empleos reestructurados	
2013	58,91	22,36	35,71	59,07
2015	58,53	22,51	34,88	57,39
2017	57,81	21,24	36,25	57,49
2020	54,09	24,37	32,31	56,68
2022	53,01	25,40	30,53	55,93

Fuente: Análisis de los autores.

De acuerdo con esta evidencia, es necesario extrapolar la disminución de la fuerza de trabajo expuesta a la automatización a partir del progreso en el nivel educativo de la misma. Al realizar la extrapolación se continuará diferenciando entre la desaparición de empleo y la reestructuración de ocupaciones. Para ello, se retoma el análisis por tareas presentado en el apartado C. Tal y como se mencionó en el mismo, el análisis ocupacional estaría calculando no solo la destrucción de empleo, sino también la reestructuración de ocupaciones como resultado de la automatización.

La extrapolación requiere determinar el momento en el tiempo donde se producirá el impacto generalizado de la automatización como resultado de la disponibilidad comercial y la difusión de tecnologías. Los estudios anteriores que contemplan la variable temporal determinan un rango de entre el 2035 y 2095 (ver cuadro 17).

Cuadro 17
Año de impacto máximo de la automatización

Estudio	Año	Universo analizado	VARIABLES consideradas
Frey y Osborne	2035	Economías avanzadas	Avance tecnológico
Santos, Monroy y Moreno (2015)	2057	Países de ingresos medios a elevados	Avance tecnológico Sustitución capital-trabajo Difusión de innovaciones
McKinsey Global Institute (2017)	2065-2095	46 países representando 80% de la fuerza laboral mundial	Avance tecnológico Disponibilidad comercial Sustitución capital-trabajo Difusión de innovaciones
PwC (2018)	2035	27 países de la OCDE, Singapur y Rusia	Avance tecnológico

Fuente: Compilación de los autores.

Dos de los estudios citados están basados en premisas cuestionables. En primer lugar, Santos, Monroy y Moreno (2015) calculan el intervalo temporal promediando los años requeridos para adopción completa de siete tecnologías difundidas en el siglo XX. Si bien los autores reconocen que el lapso requerido se está acortando, al incluir tecnologías desarrolladas a comienzos de siglo en el promedio implícitamente alargan el espacio de tiempo requerido para alcanzar una adopción generalizada. Por ejemplo, si se incluye solamente PC, Internet y telefonía celular, el año de impacto máximo de la automatización en países como Chile se produciría hacia 2048 en lugar de 2057.

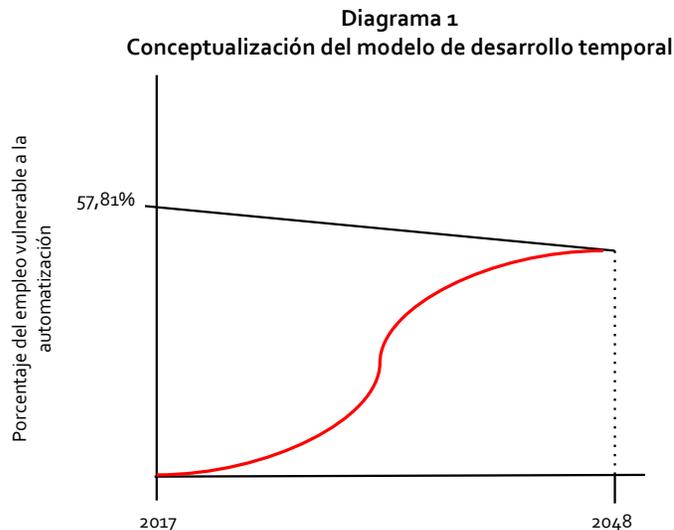
Por otro lado, el estudio de *McKinsey Global Institute* analiza el impacto de cada variable de manera secuencial: es decir, el proceso de difusión de innovación no comienza a efectivizarse hasta que la disponibilidad comercial se haya realizado. Esto desconoce que la evolución de cada una de las variables condicionando el impacto tecnológico puede estar operando paralelamente, con lo cual el plazo requerido para alcanzar el impacto máximo de automatización puede ser mucho más corto.

Considerando la dificultad de evaluar de manera rigurosa la evolución de cada una de las variables, se considera en este estudio que el lapso aproximado para alcanzar máximo impacto de automatización en Chile es el representado por la modificación de la estimación de Santos, Monroy y Moreno (2015): 2048. Este parámetro reconoce que el intervalo requerido para Chile será más extendido que el asumido para las economías avanzadas tanto por las ventajas persistentes en el costo de mano de obra como por los rezagos en digitalización de la producción ya estudiados en la región.

En resumen, la determinación del punto terminal de impacto de la automatización requiere determinar el porcentaje de empleos eliminados y aquellos reestructurados en el 2048 a partir de una extrapolación de los avances educativos de la fuerza de trabajo chilena.

Una vez determinado el punto terminal de impacto de la automatización, se construye un modelo de impacto temporal entre el 2022 y el 2048. Ante la imposibilidad de determinar la influencia de un cúmulo de variables microeconómicas (por ejemplo, sustitución capital-trabajo) y exógenas (por ejemplo, resistencia a la automatización), se recurre a un modelo básico de Bass que refleja un proceso clásico de difusión de innovaciones. Una vez especificado el modelo, se construye un escenario de difusión más acelerado¹⁰. Es importante mencionar que, si bien esta metodología no está basada en el uso específico de las variables mencionadas arriba como la sustitución capital-trabajo, la especificación del modelo de Bass las incluye implícitamente¹¹.

En el modelo usado, el punto terminal determinado en el primer paso es el equivalente al "potencial de mercado" usado en aplicaciones convencionales del modelo de Bass (ver diagrama 1).



Fuente: Autores.

¹⁰ Ver Bass, Frank M. 1969. "A new product growth for model consumer durables". *Management Science* 15, 215-227.

¹¹ Ver, por ejemplo, en la extensa literatura sobre el modelo de Bass, Boswijk, P. y Frances, P. H. (2005). "On the Econometrics of the Bass Diffusion Model". *Journal of Business and Economic Statistics*, Vol. 23, No. 3 (July), pp. 255-268. y Massiani, J. Y Gohs, A. (2015). "The choice of Bass model coefficients to forecast diffusion for innovative products: An empirical investigation for new automotive technologies". *Research in Transportation Economics* 50, pp. 17-28.

El punto terminal define el porcentaje total de la fuerza de trabajo expuesta tanto a la desaparición como a la reestructuración como resultado de la automatización. Por lo tanto, el resultado final presenta la diferenciación entre ambas estimaciones.

Para determinar el punto terminal de impacto, se extrapola la tendencia registrada entre 2013 y 2022. Para ello, se toman los valores totales de empleos afectados realizado sobre la encuesta CASEN y se los desagrega entre empleos automatizados y empleos reestructurados de acuerdo con el análisis por tareas. La proyección al 2048 es hecha con base a los cambios en empleos totales afectados registrada entre el 2013 y el 2022 (ver cuadro 18).

Cuadro 18
Chile: proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización

Año	Empleos eliminados	Empleos reestructurados	Empleos afectados
2013	22,36	35,71	59,07
2015	22,51	34,88	57,39
2017	21,24	36,25	57,49
2020	24,37	32,31	56,68
2022	25,40	30,53	55,93
2023	25,25	30,35	55,59
2024	25,09	30,16	55,26
2025	24,94	29,98	54,92
2026	24,79	29,80	54,59
2027	24,64	29,62	54,26
2028	24,49	29,44	53,93
2029	24,34	29,26	53,60
2030	24,20	29,08	53,28
2031	24,05	28,91	52,96
2032	23,90	28,73	52,64
2033	23,76	28,56	52,32
2034	23,62	28,39	52,00
2035	23,47	28,21	51,69
2036	23,33	28,04	51,37
2037	23,19	27,87	51,06
2038	23,05	27,70	50,75
2039	22,91	27,54	50,45
2040	22,77	27,37	50,14
2041	22,63	27,20	49,84
2042	22,50	27,04	49,54
2043	22,36	26,88	49,24
2044	22,23	26,71	48,94
2045	22,09	26,55	48,64
2046	21,96	26,39	48,35
2047	21,82	26,23	48,06
2048	21,69	26,07	47,77

Fuente: Análisis de autores.

Esta extrapolación permite estimar el impacto de la automatización en el empleo chileno al 2048. Así, en el 2048 se estima que 47,77% de la fuerza de trabajo chilena estaría afectada por la adopción de inteligencia artificial en sus diferentes generaciones y los sistemas robóticos. De este porcentaje, 21,69% representan empleos que serían eliminados y 26,07% son empleos que serán significativamente reestructurados.

Una vez hecho esto, corresponde proyectar el cambio a ocurrir año a año entre el 2023 y el 2048 a partir de la aplicación del modelo de Bass. Como se menciona arriba, el modelo de Bass representa una tendencia estilizada que incluye tres tendencias: la disponibilidad comercial de soluciones tecnológicas, la sustitución capital-trabajo, y la difusión de innovaciones entre empresas. El mismo está construido en base a una ecuación diferencial.

Uno de los problemas fundamentales en este análisis es determinar el punto de partida (es decir cuál es el porcentaje de la fuerza de trabajo que ya ha sido afectada por la automatización), y los valores en (p) y (q) que determinan la evolución futura de este porcentaje. Para el punto de partida, se estima en 0 al 2022, ya que la encuesta CASEN considera a las personas con empleo, y por ende no considera a ese año al subgrupo que fueron ya desplazados.

Con respecto a la evolución futura, dada la falta de un análisis empírico de las tres tendencias mencionadas arriba, se han definido dos escenarios: el primero se basa en los valores típicos de (p) y (q) usados en los modelos de Bass; el segundo asume una evolución más gradual para el valor de (q).

Cuadro 19
Chile: proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización, escenarios alternativos en base al modelo de Bass

Año	Valores típicos de (p) y (q) ^a	Escenario gradual ^b
2023	0,14	0,14
2024	0,36	0,34
2025	0,68	0,62
2026	1,15	1,01
2027	1,85	1,54
2028	2,88	2,28
2029	4,37	3,29
2030	6,49	4,64
2031	9,42	6,45
2032	13,31	8,81
2033	18,22	11,79
2034	23,94	15,46
2035	29,98	19,73
2036	35,62	24,45
2037	40,19	29,30
2038	43,40	33,88
2039	45,40	37,86
2040	46,53	41,03
2041	47,14	43,37
2042	47,45	44,98
2043	47,61	46,04
2044	47,69	46,71
2045	47,73	47,13
2046	47,75	47,38
2047	47,76	47,54
2048	47,77	47,77

Fuente: Análisis de los autores.

^a p=0.003 y q=0.5.

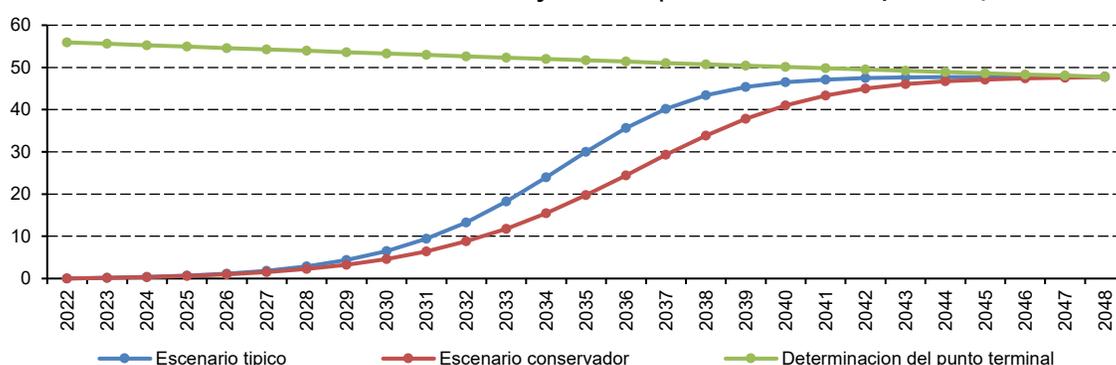
^b p=0.003 y q=0.3.

En resumen, este análisis permite calcular la evolución temporal del porcentaje de la fuerza de trabajo chilena vulnerable a la automatización (gráfico 5).

Una vez estimado el porcentaje de la fuerza de trabajo afectada se lo aplica a la dimensión proyectada de la misma a lo largo del tiempo.

La estimación de la cantidad de trabajadores incluidos en la fuerza de trabajo está basada en la proyección de la población generada por el Instituto Nacional de Estadísticas de Chile, y la extrapolación de la relación trabajadores/población generada por la Organización Internacional del Trabajo hasta el 2022 (ver cuadro 20). Estas estimaciones asumen que las estadísticas de la Organización Internacional del Trabajo no consideran la reducción de empleo como resultado de la automatización.

Gráfico 5
Chile: evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización, 2022-2048



Fuente: Análisis de los autores.

Cuadro 20
Chile: proyección de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización, escenario típico

Año	Fuerza de trabajo	Empleos automatizables		Empleos reestructurados	
		Porcentaje	Total	Porcentaje	Total
2023	9 407 285	0,07	6 123	0,08	7 359
2024	9 657 272	0,16	15 685	0,20	18 853
2025	9 913 902	0,31	30 496	0,37	36 655
2026	10 177 352	0,52	53 267	0,63	64 026
2027	10 447 803	0,84	88 000	1,01	105 774
2028	10 725 440	1,31	140 464	1,57	168 833
2029	11 010 455	1,99	218 676	2,39	262 841
2030	11 303 045	2,95	333 137	3,54	400 421
2031	11 603 409	4,28	496 280	5,14	596 513
2032	11 911 756	6,05	720 205	7,27	865 664
2033	12 228 296	8,27	1 011 729	9,94	1 216 066
2034	12 553 248	10,87	1 364 924	13,07	1 640 596
2035	12 886 835	13,62	1 754 839	16,37	2 109 261
2036	13 229 287	16,18	2 140 028	19,44	2 572 247
2037	13 580 839	18,25	2 478 528	21,94	2 979 113
2038	13 941 733	19,71	2 747 798	23,69	3 302 767
2039	14 312 218	20,62	2 950 725	24,78	3 546 679
2040	14 692 547	21,13	3 104 830	25,40	3 731 908
2041	15 082 984	21,41	3 228 892	25,73	3 881 027
2042	15 483 795	21,55	3 336 733	25,90	4 010 647
2043	15 895 258	21,62	3 436 870	25,99	4 131 010
2044	16 317 655	21,66	3 534 110	26,03	4 247 889
2045	16 751 277	21,68	3 631 055	26,05	4 364 414
2046	17 196 421	21,69	3 729 096	26,07	4 482 256
2047	17 653 395	21,69	3 828 984	26,07	4 602 318
2048	18 122 512	21,69	3 931 139	26,07	4 725 105

Fuente: Análisis de los autores.

El mismo análisis se realiza para el escenario gradual (ver cuadro 21).

Cuadro 21
Chile: proyección de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización, escenario gradual

Año	Fuerza de trabajo	Empleos automatizables		Empleos reestructurados	
		Porcentaje	Total	Porcentaje	Total
2023	9 407 285	0,07	6 123	0,08	7 359
2024	9 657 272	0,16	15 058	0,19	18 099
2025	9 913 902	0,28	28 003	0,34	33 659
2026	10 177 352	0,46	46 634	0,55	56 052
2027	10 447 803	0,70	73 274	0,84	88 073
2028	10 725 440	1,04	111 091	1,24	133 528
2029	11 010 455	1,49	164 307	1,79	197 491
2030	11 303 045	2,11	238 351	2,53	286 491
2031	11 603 409	2,93	339 863	3,52	408 505
2032	11 911 756	4,00	476 317	4,81	572 517
2033	12 228 296	5,36	655 004	6,44	787 294
2034	12 553 248	7,02	881 117	8,44	1 059 075
2035	12 886 835	8,96	1 154 956	10,77	1 388 221
2036	13 229 287	11,10	1 469 034	13,35	1 765 733
2037	13 580 839	13,30	1 806 846	15,99	2 171 773
2038	13 941 733	15,39	2 145 304	18,50	2 578 588
2039	14 312 218	17,20	2 461 108	20,67	2 958 175
2040	14 692 547	18,64	2 738 044	22,40	3 291 043
2041	15 082 984	19,70	2 970 704	23,67	3 570 693
2042	15 483 795	20,43	3 162 950	24,55	3 801 766
2043	15 895 258	20,91	3 323 443	25,13	3 994 674
2044	16 317 655	21,21	3 461 578	25,50	4 160 708
2045	16 751 277	21,40	3 585 291	25,73	4 309 407
2046	17 196 421	21,52	3 700 473	25,86	4 447 852
2047	17 653 395	21,59	3 811 185	25,95	4 580 924
2048	18 122 512	21,69	3 931 167	26,07	4 725 139

Fuente: Análisis de los autores.

El análisis temporal permite entender la dimensión del desafío que enfrenta la sociedad chilena para encarar las transformaciones acarreadas por la Cuarta Revolución Industrial. El escenario gradual determina que hacia el 2030 habrán desaparecido entre 239.000 (escenario gradual) y 333.000 (escenario típico del modelo de Bass) empleos como resultado de la automatización, mientras que 286.000 (escenario gradual) y 400.000 (escenario típico del modelo de Bass) se verán significativamente reestructurados. Esto implica que los sectores público y privado deberán encarar importantes programas de capacitación y formación continua que permitan mitigar la disrupción acarreada por la Cuarta Revolución Industrial.

En conclusión, la comparación entre los riesgos de pérdida de empleo y de reestructuración de empleo debido a la automatización revela aspectos clave sobre cómo la transformación tecnológica está impactando el mercado laboral. Los empleos en riesgo de ser perdidos se refieren a aquellos con una probabilidad de automatización superior al 70%, indicando una alta vulnerabilidad a ser reemplazados completamente por máquinas o software. En contraste, los empleos reestructurados, asociados con una probabilidad de automatización de entre el 50% y el 70%, implican que los trabajadores no perderían sus empleos, pero necesitarían adaptarse a nuevas formas de trabajar, adquiriendo nuevas habilidades o cambiando sus roles para complementar la tecnología.

En cuanto a los subgrupos, se observan diferencias significativas en ambos riesgos. Los hombres y aquellos con un nivel educativo más alto, particularmente con educación superior, tienden a enfrentar un riesgo mayor de reestructuración, lo que sugiere que sus empleos son susceptibles a cambios significativos en la metodología de trabajo. Por otro lado, los grupos con menor educación enfrentan un riesgo más alto de pérdida de empleo, indicando una mayor vulnerabilidad a ser reemplazados por la automatización. Esto subraya la importancia de la educación y la formación continua como herramientas de mitigación frente a los efectos de la automatización.

La comparación revela, por tanto, una dinámica compleja en el mercado laboral, donde la automatización no solo elimina empleos, sino que también transforma otros, requiriendo adaptaciones significativas por parte de los trabajadores. Mientras que la pérdida de empleo representa un desafío inmediato para la seguridad laboral, la reestructuración representa tanto un desafío como una oportunidad para los trabajadores de adaptarse y crecer profesionalmente en la era de la automatización. La clave para mitigar ambos riesgos parece residir en la educación, la formación y el desarrollo de habilidades, resaltando la necesidad de políticas que promuevan la adaptabilidad y la resiliencia en la fuerza laboral.

V. Implicancias y políticas públicas

El siguiente capítulo de implicancias y políticas públicas presenta una serie de propuestas de intervención para enfrentar los desafíos que plantea el impacto de tecnologías digitales avanzadas, particularmente la inteligencia artificial en el contexto laboral chileno. Las tendencias identificadas en el análisis cuantitativo demuestran la importancia de políticas públicas para mitigar la disrupción social y reducir el desajuste entre empleos necesarios y disponibilidad de mano de obra.

A. Estimación del impacto de las nuevas tecnologías en el mercado laboral

Una fuente importante del desajuste en la oferta y demanda de fuerza de trabajo es la falta de información prospectiva sobre la eliminación de ocupaciones como resultado de la adopción de tecnologías digitales avanzadas en el tejido productivo. Esto deviene aún más importante en el contexto de una carencia de formulación rigurosa de cuáles son las ocupaciones necesarias. La evaluación de capacidades y análisis que permiten anticipar necesidades son las herramientas más usadas para resolver este “fallo de coordinación”. Existen cuatro tipos de herramientas para estimar la demanda ocupacional¹²:

- Proyecciones basadas en modelos cuantitativos que generalmente cubren el conjunto de la economía.
- Encuestas de empleadores donde se inquiriere sobre las necesidades de fuerza de trabajo.
- Ejercicios Delphi, grupos focales.
- Observatorios sectoriales.

¹² OECD (2016). Getting skills right: Assessing and anticipating changing skill needs. Paris, p. 39.

Si bien muchos países realizan ejercicios tales como la estimación de ocupaciones que enfrentan cuellos de botella, estos no están basados claramente en cuáles son las capacidades necesarias, y cuáles son las calificaciones educacionales o las disciplinas de estudio requeridas¹³. El modelo internacional más avanzado en este sentido es el de la Oficina de Capacitación Esencial y Alfabetización del Gobierno de Canadá (*Office of Literacy and Essential Skills*), la cual provee financiamiento para estudios de evaluación de necesidades por sector industrial, combinándolos con la definición de programas de capacitación. Desde el punto de vista de observatorios el *Labor Market Monitor* de Alemania reporta bianualmente las brechas ocupacionales a nivel regional y nacional, aunque no realiza proyecciones.

Las proyecciones pueden estar limitadas por el horizonte de visibilidad. En términos generales, las proyecciones sobre demanda ocupacional no se extienden más de cinco años, aunque los países escandinavos tienden a construir modelos con horizontes de entre 10 y 80 años dependiendo del sector industrial. Chile ya realiza encuestas de empleadores y estudios sectoriales, aunque los mismos pueden estar afectados por inconsistencias metodológicas o efectos circunstanciales.

B. Formular programas de capacitación en tecnologías digitales

El eje central del desarrollo de programas de capacitación reside en la formulación de perfiles requeridos en el contexto de las nuevas tecnologías, correspondientes currículos y calificaciones. La experiencia de economías avanzadas demuestra que esta tarea no es necesariamente simple en términos de la formulación de ocupaciones necesarias por sectores industriales en el marco de su transformación digital.¹⁴ Esto requiere establecer las competencias básicas, sociales y cognitivas, al igual que las competencias necesarias para trabajos, ocupaciones y sectores por sector específico. En la experiencia de la agencia "*Industrie du Futur*", la definición de perfiles ocupacionales requirió un año de trabajo, basándose en la colaboración entre diferentes instancias y ministerios públicos (Educación Nacional, Formación Continua, e Industria).

Una vez definidos los perfiles, currículo y calificaciones, se deben desplegar los programas de capacitación. Estos incluyen:

- Reciclaje de asalariados.
- Programas de capacitación en el trabajo ("on the job training").
- Programas de aprendizaje.

Asimismo, la información sobre demanda ocupacional influye en el desarrollo de programas de educación formal. Este proceso es comúnmente usado en la definición de programas de educación formal en las disciplinas STEM. Por ejemplo, esta información es usada en la oferta de cursos universitarios, nuevos programas educativos, así como entrenamiento de profesores y maestros.

En el marco de la formación continua, resulta esencial promover el concepto de aprendizaje permanente. La Comisión Mundial sobre el Futuro del Trabajo define al aprendizaje permanente como la combinación del "aprendizaje formal e informal desde la primera infancia y la educación básica, así como todo el aprendizaje adulto"¹⁵. Este concepto es clave en la definición de programas de formación y adaptación para trabajadores en edad avanzada.

¹³ OECD (2016). *Getting skills right: Assessing and anticipating changing skill needs*. Paris, p. 36.

¹⁴ Por ejemplo, Francia, uno de los países que más ha avanzado en términos de la definición de "métiers" en el marco de la transformación digital, se ha enfrentado a la complejidad de lo que requerirá en términos de capacitación de un trabajador.

¹⁵ Organización Mundial del Trabajo. *Comisión Mundial sobre el futuro del trabajo*. (2019) *Trabajar para un futuro más prometedor*, p. 30.

C. Estímulos a la creación de empleos

La creación de empleos puede ser estimulada por una serie de intervenciones de política pública:

- **Promover la formalización del empleo precario:** La formalización del empleo es un mecanismo clave para asegurar la protección de trabajadores en caso de pérdida del empleo. En este marco, la seguridad social, el seguro de desempleo y el acceso a oportunidades de capacitación son algunos de los programas que permitirán resolver problemas de transición laboral para los desocupados. Esta intervención debe reconocer, en particular, la necesidad de asegurar la formalización del cuentapropismo, sobre todo para trabajadores que estén vinculados a plataformas colaborativas.
- **Iniciativas para amenguar la disrupción social:** Uno de los efectos más importantes de la automatización en el mercado de trabajo es la pérdida y reincorporación de empleo. Este tipo de transiciones se caracterizan por un alto grado de disrupción social. Es importante que el gobierno aumente su inversión en los servicios públicos orientados a amenguar los costos sociales de la transición ocupacional. Estos incluyen no solo los seguros de desempleo sino también los servicios de colocación, el asesoramiento personal, y la vinculación con programas de capacitación. Los servicios públicos deben coordinar su actividad con organizaciones del sector privado y de la sociedad civil para extender su radio de acción e impacto.
- **Creación de empleos no vinculados a la automatización:** Tendencias como el aumento de la esperanza de vida y el envejecimiento de la población conllevan una necesidad creciente de empleos en industrias de la salud y cuidado a individuos de la tercera edad. Esto producirá un efecto compensatorio a la desaparición de empleo como resultado de la automatización. Políticas públicas orientadas a la revalorización y formalización del cuidado de individuos de tercera edad son esenciales para asegurar la viabilidad de este efecto compensatorio.

D. Adaptación institucional

1. Arquitectura de colaboración interministerial

Una de las barreras más importantes en la formulación de políticas públicas para el desarrollo de programas para resolver la disrupción social y los desajustes ocupacionales relacionados con la Cuarta Revolución Industrial está originado en la falta de coordinación institucional entre las diferentes agencias y ministerios encargados de elaborar e implementar programas. En general, existen numerosos ministerios involucrados en la formación de trabajadores: educación, trabajo, economía e industria, inmigración o relaciones exteriores, salud y asuntos sociales, agricultura, y ciencia y tecnología. Cada uno de ellos puede incluir dentro de su organización más de un área relacionada con el tema de formación.

Es común encontrar barreras institucionales que impiden la coordinación interministerial con el objetivo de resolver los temas de empleo relacionados con la Cuarta Revolución Industrial. Sin embargo, ciertos países avanzados han construido mecanismos de coordinación institucional. Por ejemplo, Estados Unidos dispone de un Grupo de Trabajo de Capacitación que nuclea 13 agencias del gobierno federal y el poder ejecutivo para promover la coordinación y la colaboración en esta área.

En otros casos, la coordinación interministerial se realiza mediante una agencia designada específicamente para tratar el tema de la capacitación. Tal es el caso de la Agencia Nacional para la Calificación y la Educación Vocacional y Entrenamiento de Portugal o el Grupo de Expertos en Necesidades de Capacitación futura (*Expert Group on Future Skills Needs*) de Irlanda.

Más allá de la coordinación ministerial de programas, los gobiernos tendrán que ampliar y reconfigurar instituciones incluyendo a los servicios de empleo y los sistemas de formación para que estos programas puedan ser implementados de manera efectiva.

2. Inclusión del sector empresarial privado

La coordinación interinstitucional del sector público debe ser complementada con la vinculación con el sector empresarial privado. Esta debe materializarse no sólo en la participación del sector privado en la tarea de estimación y proyección de la demanda ocupacional, sino también en el financiamiento de la formación de sus empleados. En este terreno, es importante definir el tratamiento contable y tributario del gasto en formación para crear los incentivos necesarios para que el sector privado contribuya a la capacitación continua de sus empleados. Esta iniciativa es particularmente importante en el caso de la pequeña y mediana empresa que no dispone de recursos para la formación de sus trabajadores. De todas maneras, es importante definir mecanismos de financiamiento público para los programas de capacitación del sector privado.

3. Revitalizar la representación colectiva

La Organización Internacional del Trabajo (OIT) recomienda que, en el marco de las transformaciones asociadas a la automatización, la organización de los trabajadores representa un fundamento institucional clave para guiar la transición. Reconociendo que los cambios asociados a la introducción de plataformas digitales colaborativas hacen más difícil a los trabajadores organizarse y representar sus intereses colectivos, la OIT recomienda reforzar los mecanismos de representación para defender salarios y condiciones laborales. Asimismo, en el caso de la capacitación continua para asalariados, es importante que las instituciones de representación colectiva de trabajadores participen junto con los empleadores en el desarrollo conjunto de programas¹⁶.

E. Intervenciones públicas por segmentos sociales

A lo largo de los análisis previos, se han identificado patrones significativos en cómo la automatización afecta de manera diferencial a diversos grupos de la población. Esta sección se enfocará en resumir y profundizar en estas conclusiones, brindando recomendaciones específicas de políticas públicas que buscan garantizar una transición laboral justa, equitativa y favorable para todos los ciudadanos chilenos, independientemente de su género, nivel educativo, ingresos o edad.

1. Políticas públicas vinculadas al nivel educativo

La evaluación del riesgo de automatización de empleos en Chile entre 2013 y 2022 destaca la relevancia del nivel educativo como un factor determinante en la vulnerabilidad ante la automatización. Los datos indican que las personas con niveles de educación más altos tienen un riesgo significativamente menor de ver sus empleos afectados por la automatización, en comparación con aquellos con niveles educativos inferiores. En particular, el riesgo para individuos con educación superior disminuyó de 36,34% en 2013 a 35,90% en 2022, mientras que para aquellos sin educación básica o con educación básica, el riesgo se mantuvo alto (riesgos superiores al 63,51%). Este contraste subraya el papel protector de la educación superior frente a los avances tecnológicos que facilitan la automatización.

Adicionalmente, el aumento en la proporción de la fuerza laboral con educación superior, que pasó de 28,39% en 2013 a 42,16% en 2022, junto con la disminución en los segmentos de menor educación, señala un cambio significativo hacia una fuerza laboral más calificada. Este cambio correlaciona con la reducción general en el riesgo de automatización agregado a nivel nacional, demostrando cómo la mejora en el nivel educativo de la población puede contribuir a una mayor resiliencia frente a la automatización.

¹⁶ Organización Mundial del Trabajo. Comisión Mundial sobre el futuro del trabajo. (2019) *Trabajar para un futuro más prometedor*, p. 31.

Ante este escenario, es esencial que las políticas públicas en Chile enfatizen la educación como un pilar fundamental para afrontar los retos impuestos por la automatización. Esto implica no solo expandir el acceso a la educación superior, sino también garantizar que la oferta educativa esté alineada con las demandas de un entorno laboral en constante cambio debido a la tecnología. Es vital invertir en educación técnica y profesional que prepare a los trabajadores con habilidades específicas para sectores menos propensos a la automatización, así como promover la formación continua y la capacitación a lo largo de toda la carrera laboral de los individuos.

Así también, el gobierno debería invertir en la actualización y expansión de los programas de capacitación digital para adultos, especialmente en sectores más susceptibles a la automatización. Esto implica no solo mejorar el acceso a la formación en habilidades básicas de TIC para la población general, sino también ofrecer programas especializados que estén alineados con las demandas emergentes del mercado laboral. La colaboración entre el sector público, las instituciones educativas y las empresas es crucial para asegurar que los currículos respondan a las necesidades reales de la industria y fomenten la innovación y el emprendimiento.

Además, es vital implementar estrategias que promuevan la inclusión digital y reduzcan la brecha de habilidades entre diferentes segmentos de la población. Esto podría lograrse mediante la ampliación de programas que proporcionen acceso a equipos y conexión a internet en hogares de bajos ingresos y escuelas públicas, asegurando que todos los estudiantes, independientemente de su contexto socioeconómico, desarrollen competencias digitales desde una edad temprana. La evaluación regular de las habilidades de la población, como recomienda la OCDE, permitiría ajustar estas estrategias de forma efectiva, garantizando que Chile no solo mantenga su competitividad económica, sino que también avance hacia una sociedad más inclusiva y equitativa en la era digital.

Finalmente, la creación de un sistema nacional de certificación de competencias laborales que valide habilidades adquiridas tanto formal como informalmente podría incentivar la participación en programas de formación continua y facilitar la transición hacia empleos menos susceptibles a la automatización. Esto implicaría el reconocimiento de habilidades digitales y tecnológicas a través de certificaciones estandarizadas, promoviendo la movilidad laboral y el aprendizaje a lo largo de la vida. Al fomentar una cultura de mejora continua de habilidades y adaptabilidad, Chile puede preparar a su fuerza laboral para los desafíos futuros, transformando los riesgos de la automatización en oportunidades para el desarrollo personal y profesional.

Finalmente, las estrategias educativas deben vincularse con políticas de desarrollo económico que incentiven la creación de empleos en sectores de alta tecnología y servicios especializados, potenciando la innovación y el emprendimiento. La colaboración entre el sector educativo y el empresarial es crucial para asegurar que la educación proporcionada responda efectivamente a las necesidades del mercado laboral. Estas medidas no solo ayudarán a mitigar el impacto de la automatización, sino que también fomentarán un tejido económico más innovador y competitivo, preparado para los desafíos del futuro.

2. Políticas públicas vinculadas al nivel de ingreso

Los análisis sobre el riesgo de automatización en Chile han evidenciado una correlación clara entre el nivel de ingreso de los individuos y su susceptibilidad a la automatización. Los trabajadores de los quintiles de ingreso más bajos, que frecuentemente coinciden con niveles educativos inferiores, enfrentan un riesgo mayor de ver sus empleos afectados por la automatización en comparación con aquellos en los quintiles de ingreso más alto. Este patrón destaca la intersección entre la desigualdad económica y el impacto de la tecnología en el mercado laboral, señalando la importancia de abordar estas disparidades para fomentar un desarrollo inclusivo frente a los avances tecnológicos.

Una política pública efectiva para enfrentar esta situación debe enfocarse en mejorar el acceso y la calidad de la educación para las personas de los quintiles de ingreso más bajos. Esto implica no solo la expansión de la cobertura educativa sino también la adaptación de los contenidos educativos a las demandas del mercado laboral del futuro. Programas de formación técnica y profesional, así como la educación en habilidades digitales y tecnológicas, son esenciales para equipar a los trabajadores con las herramientas necesarias para adaptarse a empleos menos susceptibles a la automatización. Asimismo, es fundamental promover la educación financiera y los emprendimientos para incentivar la creación de nuevas oportunidades de negocio que puedan surgir a partir de la economía digital.

Además, es crucial implementar políticas de apoyo directo que faciliten la transición para aquellos cuyos empleos sean más vulnerables a la automatización. Esto podría incluir subsidios para la recalificación, programas de recolocación laboral y sistemas de protección social que aseguren un ingreso mínimo mientras los trabajadores se adaptan a las nuevas demandas del mercado. Fomentar la colaboración entre el sector público, el sector privado y las instituciones educativas también será clave para desarrollar un ecosistema que promueva la innovación y el desarrollo de habilidades en línea con las necesidades emergentes. Estas medidas no solo ayudarán a mitigar los efectos de la automatización en los trabajadores de menores ingresos, sino que también contribuirán a cerrar la brecha de desigualdad y a construir una sociedad más equitativa y resiliente frente a los desafíos tecnológicos.

3. Políticas públicas vinculadas al género

La evidencia recopilada a lo largo de los análisis sobre el riesgo de automatización en Chile muestra una brecha de género consistente, donde los hombres están generalmente más expuestos al riesgo de automatización en comparación con las mujeres. Esta diferencia destaca la variabilidad en la naturaleza de los trabajos desempeñados por cada género y cómo la tecnología impacta de manera desigual según el sector económico y el tipo de tareas. Aunque el avance tecnológico y la automatización presentan desafíos para todos los trabajadores, las mujeres parecen estar en una posición relativamente más segura en el actual contexto de transformación laboral. Sin embargo, este panorama también refleja la segregación laboral por género y las oportunidades limitadas para las mujeres en ciertos sectores.

En este contexto, es crucial revisar las políticas de igualdad de género en términos laborales y familiares, asegurando que tanto hombres como mujeres puedan equilibrar sus responsabilidades sin sacrificar oportunidades de empleo o desarrollo profesional. La implementación de servicios de cuidado infantil accesibles, licencias parentales equitativas y flexibilidad laboral son medidas clave para permitir que los trabajadores participen plenamente en la fuerza laboral. Fomentar un entorno laboral inclusivo y equitativo no solo es fundamental para mitigar los riesgos de la automatización a través del género, sino también para aprovechar plenamente el potencial de todos los trabajadores en la era digital.

Además, es importante reconocer que, si bien los hombres enfrentan un mayor riesgo de automatización en ciertos sectores, es necesario implementar medidas que disminuyan este riesgo. En este sentido, se pueden promover oportunidades de emprendimiento y apoyo a la creación de nuevos negocios en sectores emergentes que puedan ofrecer alternativas de empleo más seguras.

4. Políticas públicas vinculadas al grupo etario

Los análisis sobre el riesgo de automatización en Chile han revelado una dinámica interesante relacionada con la edad de los trabajadores. Por un lado, cuando se mide el riesgo de automatización, se observa un patrón distintivo que se asemeja a una "U" invertida, donde los extremos de la curva de edad muestran un riesgo relativamente mayor en comparación con los grupos de edad intermedios. Por otro lado, al distinguir riesgo de pérdida de empleo y de reestructuración, se encuentra que a medida que avanza la edad, se observa un patrón en el que el riesgo de reestructuración de empleo tiende a disminuir, mientras que el riesgo de pérdida de empleo aumenta. Esta tendencia indica que, si bien los trabajadores más jóvenes enfrentan un mayor riesgo de reestructuración debido a la automatización de

tareas, tienen una menor probabilidad de perder su empleo en comparación con los trabajadores de mayor edad. Esta diferencia puede estar relacionada con la experiencia acumulada y la capacidad de adaptación de los trabajadores más experimentados.

Para abordar esta dinámica por grupo etario, las políticas públicas deben considerar tanto la capacitación y recalificación de los trabajadores jóvenes para enfrentar la reestructuración laboral como la protección y apoyo a los trabajadores de mayor edad que enfrentan un mayor riesgo de pérdida de empleo. Para los trabajadores jóvenes, es esencial promover programas de formación en habilidades digitales y tecnológicas desde una edad temprana, además de fomentar la educación superior y técnica en campos de alta demanda. Esto les permitirá estar mejor preparados para enfrentar los cambios en el mercado laboral y acceder a empleos más seguros y mejor remunerados.

Por otro lado, para los trabajadores de mayor edad, las políticas deben centrarse en proporcionar oportunidades de recualificación y reconversión laboral. Esto puede incluir programas de transición laboral, subsidios para la formación continua y el desarrollo de sistemas de protección social que brinden seguridad económica en caso de pérdida de empleo. Además, se deben promover políticas de edad inclusiva en el lugar de trabajo, que valoren la experiencia y la diversidad generacional, lo que puede ayudar a reducir el riesgo de pérdida de empleo para los trabajadores de mayor edad. En resumen, una estrategia integral que aborde las necesidades de los trabajadores de todas las edades será esencial para enfrentar los desafíos de la automatización en el mercado laboral chileno.

En este capítulo, hemos explorado las implicancias de la automatización en el mercado laboral chileno desde múltiples perspectivas, incluyendo el género, el nivel educativo, el nivel de ingresos y el grupo etario. A lo largo de estos análisis, hemos llegado a conclusiones significativas que subrayan la necesidad de una acción coordinada y enfocada en políticas públicas para abordar los desafíos y oportunidades que presenta la automatización.

En primer lugar, se destaca la importancia de invertir en educación y formación continua como una estrategia fundamental para preparar a la fuerza laboral chilena ante la creciente automatización. Esto implica no solo la expansión del acceso a la educación superior y técnica, sino también la adaptación de los programas educativos a las demandas del mercado laboral digital. La promoción de habilidades tecnológicas y digitales, junto con la educación en STEM, es esencial para equipar a los trabajadores con las herramientas necesarias para adaptarse a empleos cambiantes y bien remunerados.

Además, es crucial abordar las desigualdades en el mercado laboral, ya que la automatización tiende a afectar de manera desigual a diferentes grupos de la población. Las políticas públicas deben estar diseñadas para reducir las disparidades en los niveles de ingresos y garantizar oportunidades laborales equitativas para todas las edades. Esto incluye la promoción de prácticas laborales inclusivas, la implementación de programas de capacitación focalizados y la creación de redes de seguridad social que brinden apoyo a los trabajadores afectados por la automatización.

En resumen, las implicancias de la automatización en Chile son multifacéticas y requieren una respuesta integral por parte de las autoridades gubernamentales, las instituciones educativas y el sector privado. La adopción de políticas públicas que fomenten la educación, la igualdad de género, la equidad en los ingresos y la inclusión laboral por edad son pasos esenciales para construir un futuro laboral más resiliente y equitativo en la era digital.

El desafío del impacto de la Cuarta Revolución Industrial requiere la adopción de siete iniciativas principales de política pública:

- Necesidad de desarrollar una agenda para enfrentar la disrupción social.
- Renovar el contrato social del trabajo (capacitación como parte del empleo, garantías universales, regulación) y las correspondientes instituciones.

- Aumentar significativamente la inversión en desarrollo de capacidades del trabajador, particularmente dentro del aparato productivo (formación continua).
- Invertir en políticas públicas proactivas (subsidios para capacitación).
- Crear incentivos para el desarrollo de capacidades individuales.
- Considerar un modelo de desarrollo económico inclusivo y sostenible que incluya al trabajador dentro del concepto de sostenibilidad.
- Invertir en industrias de mano de obra intensivas e industrias donde la Cuarta Revolución Industrial crea empleo.

Bibliografía

- Akerberg, Daniel A & Caves, Kevin & Frazer, Garth (2015), "Identification Properties of Recent Production Function Estimators". *Econometrica* 83 (6): 2411–2451.
- Arntz, Melanie & Gregory, Terry & Zierahn, Ulrich (2016), *The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis*.
- Bessen, James & Righi, Cesare (2023), "Information Technology and Firm Employment". *Academy of Management Proceedings*. 2023. 10.5465/AMPROC.2023.18020abstract.
- Brambilla, Irene & César, Andrés & Falcone, Guillermo & Gasparini, Leonardo (2023), "Exploring gender differences in labor markets from the perspective of the task-based approach". *Estudios de economía*. 50. 309-360. 10.4067/S0718-52862023000200309.
- Brynjolfsson, E., Li, D., Raymond, L. (2023), *Generative AI at work*. National Bureau of Economic Research. Working Paper 31161.
- Deloitte (2015), *From brawn to brains: the impact of technology on Jobs in the UK*. London.
- Eloundou, Tyna & Manning, Sam & Mishkin, Pamela & Rock, Daniel (2023), *GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models*. OpenAI Working Paper.
- Espíndola, Ernesto & Suárez, José Ignacio (2023), *Automatización del trabajo y desafíos para la inclusión laboral en América Latina: estimaciones de riesgo mediante aprendizaje automático ajustadas a la región*. Serie Políticas Sociales, N° 245 (LC/TS.2023/121), Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), 2023.
- Felten, Edward & Raj, Manav & Seamans, Robert (2018), "A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities". *American Economic Association Papers and Proceedings*. 108. 54-57. 10.1257/pandp.20181021.
- Felten, Ed & Raj, Manav & Seamans, Robert (2023), How will Language Modelers like ChatGPT Affect Occupations and Industries?
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2023), *Generative AI and the Future of Work: A Reappraisal*. Working Paper No. 2023. Forthcoming in Brown Journal of World Affairs.
- _____(2017), "The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerization?" *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254-280.
- Gasparini, Leonardo & César, Andrés & Falcone, Guillermo & Brambilla, Irene (2020), *The Risk of Automation in Argentina*. CEDLAS Working Paper No. 260.
- Goldin, C., & Katz, L. F. (1998), "The origins of technology-skill complementarity". *The Quarterly journal of economics*, 113(3), 693-732.

- Goldman Sachs (2023), *The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth*. Goldman Sachs Research.
- Katz, R., & Callorda, F. & Jung, J. (2021), "The impact of automation on employment and its social implications: evidence from Chile", *Economics of Innovation and New Technology*, Taylor & Francis Journals, vol. 32(5), pages 646-662, July.
- Katz, L. F., & Murphy, K. M. (1992), "Changes in relative wages, 1963–1987: supply and demand factors". *The quarterly journal of economics*, 107(1), 35-78.
- La Rica, Sara & Gortazar, Lucas (2016), *Differences in Job De-Routinization in OECD Countries: Evidence from PIAAC*. SSRN Electronic Journal. 10.2139/ssrn.2731999.
- Micco, A. and Soler (2018), *The Future of Jobs in Latin America and the Caribbean*. IDB Technical Note, Inter-American Development Bank, Washington, DC. forthcoming.
- Nedelkoska, L. and G. Quintini (2018), *Automation, skills use and training*, OECD Social, Employment and Migration Working Papers, No. 202, OECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>.
- Nelson, R. R., & Phelps, E. S. (1966), "Investment in humans, technological diffusion, and economic growth". *The American economic review*, 56(1/2), 69-75.
- Noy, Shakked & Zhang, Whitney (2023), "Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence". *Science* (New York, N.Y.). 381. 187-192. 10.1126/science.adh2586.
- Pajarinen, M. and Rouvinen, P. (2014), *Computerization threatens one third of Finnish employment*. ETLA Brief No 22. <http://pub.etla.fi/ETLA-Muiso-Brief-22.pdf>.

Anexos

Anexo 1

Metodología de conversión de las probabilidades de Frey y Osborne a los datos de CASEN

La conversión de las probabilidades de automatización del empleo de Frey y Osborne (2017) a la clasificación de empleos CIUO-88 constituye un proceso metodológico clave para adaptar el análisis al contexto laboral chileno, representado en la CASEN. Este proceso inicia con la identificación de las probabilidades de automatización asignadas a cada uno de los 702 empleos del código SOC (Standard Occupation Classification), utilizado por el Bureau de Censo de Estados Unidos. Debido a que los datos de la CASEN se clasifican según el sistema CIUO-88 establecido por la Organización Internacional del Trabajo (OIT), es necesario convertir las probabilidades de automatización de cada empleo SOC a su correspondiente en el sistema CIUO-88. Este paso implica un desafío, dado que la correspondencia entre los sistemas no es siempre directa, pudiendo resultar en la división de un empleo CIUO-88 en múltiples empleos según el código CIUO-08 o, inversamente, la convergencia de varios empleos CIUO-88 en un único código CIUO-08.

Para abordar esta complejidad y realizar una conversión adecuada, se emplea una tabla de conversión del código SOC a CIUO-08, proporcionada por el U.S. Bureau of Labor Statistics, que facilita la asignación de probabilidades de automatización a los empleos bajo el código CIUO-08. Este proceso se complica aún más cuando un empleo CIUO-08 no tiene una probabilidad de automatización directamente comparable en el código SOC, situaciones en las que se opta por utilizar la probabilidad de un empleo similar. A pesar de estas complicaciones, que afectan a un porcentaje menor de los empleos, se logra finalmente adaptar las probabilidades a la clasificación CIUO-88, realizando un promedio de probabilidades cuando un empleo CIUO-88 corresponde a múltiples códigos CIUO-08 y SOC. Este meticuloso procedimiento culmina con la asignación de probabilidades finales de automatización para cada empleo según la clasificación CIUO-88, permitiendo una evaluación integral de la susceptibilidad a la automatización de la fuerza laboral chilena a través de la encuesta CASEN, excluyendo únicamente a aquellos empleados en el servicio militar.

Cuadro 1A
Probabilidades de automatización para ocupaciones de acuerdo al CIUO-88
(Probabilidades en el rango 0 a 1)

CIUO-88	Probabilidad
1 110	0,0150
1 120	0,0593
1 130	0,0150
1 141	0,1417
1 142	0,1417
1 143	0,1417
1 210	0,0875
1 221	0,0470
1 222	0,1400
1 223	0,1205
1 224	0,1600
1 225	0,0435
1 226	0,3125
1 227	0,2055
1 228	0,2965
1 229	0,1285
1 231	0,1827
1 232	0,3239
1 233	0,0135
1 234	0,0270
1 235	0,5900

CIUO-88	Probabilidad
1 236	0,0350
1 237	0,0175
1 239	0,2500
1 311	0,7395
1 312	0,1400
1 313	0,0710
1 314	0,1600
1 315	0,0435
1 316	0,3125
1 317	0,1256
1 318	0,2965
1 319	0,0898
2 111	0,0705
2 112	0,6700
2 113	0,0363
2 114	0,3220
2 121	0,1484
2 122	0,1484
2 131	0,0596
2 132	0,2175
2 139	0,2350
2 141	0,0643
2 142	0,0190
2 143	0,1000
2 144	0,0738
2 145	0,1320
2 146	0,0170
2 147	0,0855
2 148	0,6300
2 149	0,0270
2 211	0,0521
2 212	0,0406
2 213	0,0122
2 221	0,0042
2 222	0,0215
2 223	0,0380
2 224	0,0120
2 229	0,0243
2 230	0,0370
2 310	0,0832
2 320	0,0711
2 331	0,0872
2 332	0,0787
2 340	0,0119
2 351	0,0042
2 352	0,0042
2 359	0,0885
2 411	0,6808
2 412	0,0994
2 419	0,2811
2 421	0,0350
2 422	0,5200
2 429	0,0600
2 431	0,3834
2 432	0,5200
2 441	0,4300
2 442	0,1056
2 443	0,1730
2 444	0,2100
2 445	0,0070
2 446	0,0432
2 451	0,2051
2 452	0,0385
2 453	0,0445
2 454	0,0920
2 455	0,2442
2 460	0,0166
3 111	0,6967
3 112	0,5647

CIUO-88	Probabilidad
3 113	0,8250
3 114	0,8400
3 115	0,4775
3 116	0,2400
3 117	0,5750
3 118	0,5130
3 119	0,3421
3 121	0,4600
3 122	0,4300
3 123	0,3600
3 131	0,3105
3 132	0,7200
3 133	0,2733
3 141	0,0350
3 142	0,1495
3 143	0,2530
3 144	0,0695
3 145	0,8400
3 151	0,7524
3 152	0,6103
3 211	0,6100
3 212	0,6950
3 213	0,0122
3 221	0,1900
3 222	0,2874
3 223	0,0036
3 224	0,4250
3 225	0,6800
3 226	0,0708
3 227	0,4445
3 228	0,9200
3 229	0,0627
3 231	0,0580
3 232	0,0550
3 241	0,0375
3 242	0,2790
3 310	0,0872
3 320	0,0787
3 330	0,0119
3 340	0,1725
3 411	0,2400
3 412	0,6617
3 413	0,6183
3 414	0,1987
3 415	0,2213
3 416	0,6433
3 417	0,6255
3 419	0,0400
3 421	0,3603
3 422	0,9850
3 423	0,9700
3 429	0,2977
3 431	0,8377
3 432	0,4100
3 433	0,9800
3 434	0,8733
3 439	0,5488
3 441	0,0608
3 442	0,9300
3 443	0,3900
3 444	0,2700
3 449	0,9400
3 450	0,4061
3 460	0,1300
3 471	0,3470
3 472	0,1891
3 473	0,0683
3 474	0,3700
3 475	0,2430

CIUO-88	Probabilidad
3 480	0,0250
4 111	0,8254
4 112	0,8254
4 113	0,9900
4 114	0,9154
4 115	0,8943
4 121	0,9270
4 122	0,9044
4 131	0,8488
4 132	0,8604
4 133	0,9004
4 141	0,9186
4 142	0,8504
4 143	0,8636
4 144	0,6244
4 190	0,9142
4 211	0,8270
4 212	0,9650
4 213	0,6160
4 214	0,9600
4 215	0,9500
4 221	0,2613
4 222	0,7901
4 223	0,9029
5 111	0,3763
5 112	0,3895
5 113	0,3477
5 121	0,9400
5 122	0,6573
5 123	0,8350
5 131	0,3200
5 132	0,3657
5 133	0,4020
5 139	0,5210
5 141	0,3498
5 142	0,4080
5 143	0,3700
5 149	0,2790
5 151	0,3700
5 152	0,3700
5 161	0,0868
5 162	0,2241
5 163	0,3125
5 169	0,6792
5 210	0,9800
5 220	0,6783
5 230	0,9350
6 111	0,7200
6 112	0,7200
6 113	0,8233
6 114	0,7200
6 121	0,7600
6 122	0,7600
6 123	0,7600
6 124	0,7600
6 129	0,6120
6 130	0,7600
6 141	0,7920
6 142	0,7920
6 151	0,7600
6 152	0,4400
6 153	0,7000
6 154	0,6700
6 210	0,8450
7 111	0,5100
7 112	0,4800
7 113	0,8600
7 121	0,0710
7 122	0,8400

CIUO-88	Probabilidad
7 123	0,8833
7 124	0,7200
7 129	0,2614
7 131	0,9000
7 132	0,8200
7 133	0,7500
7 134	0,7350
7 135	0,7300
7 136	0,4058
7 137	0,8300
7 141	0,8100
7 142	0,8000
7 143	0,6967
7 211	0,8100
7 212	0,7750
7 213	0,7800
7 214	0,7133
7 215	0,8900
7 216	0,1800
7 221	0,9300
7 222	0,7733
7 223	0,8709
7 224	0,9250
7 231	0,5584
7 232	0,3565
7 233	0,4741
7 241	0,6441
7 242	0,5597
7 243	0,5597
7 244	0,5833
7 245	0,3166
7 311	0,5164
7 312	0,4565
7 313	0,9500
7 321	0,9350
7 322	0,6726
7 323	0,9500
7 324	0,9500
7 331	0,0350
7 332	0,5200
7 341	0,6975
7 342	0,5650
7 343	0,5650
7 344	0,9900
7 345	0,9500
7 346	0,8300
7 411	0,8450
7 412	0,8900
7 413	0,7900
7 414	0,6100
7 415	0,6750
7 416	0,7467
7 421	0,6600
7 422	0,9150
7 423	0,9700
7 424	0,0350
7 431	0,5200
7 432	0,6250
7 433	0,8400
7 434	0,8400
7 435	0,5316
7 436	0,8233
7 437	0,3900
7 441	0,4100
7 442	0,5200
8 111	0,4200
8 112	0,8900
8 113	0,7717
8 121	0,8800

CIUO-88	Probabilidad
8 122	0,8800
8 123	0,8800
8 124	0,8800
8 131	0,8133
8 139	0,8133
8 141	0,8600
8 142	0,5500
8 143	0,5500
8 151	0,8467
8 152	0,8483
8 153	0,8483
8 154	0,8483
8 155	0,8358
8 159	0,8483
8 161	0,6140
8 162	0,8900
8 163	0,5965
8 171	0,1880
8 172	0,1880
8 211	0,4435
8 212	0,8800
8 221	0,4313
8 222	0,4313
8 223	0,4480
8 224	0,5030
8 229	0,4313
8 231	0,4190
8 232	0,2385
8 240	0,4930
8 251	0,4230
8 252	0,4830
8 253	0,4130
8 261	0,4880
8 262	0,3730
8 263	0,4530
8 264	0,5653
8 265	0,4480
8 266	0,4930
8 269	0,4480
8 271	0,4160
8 272	0,4160
8 273	0,4160
8 274	0,4160
8 275	0,4160
8 276	0,4160
8 277	0,4160
8 278	0,4160
8 279	0,4160
8 281	0,4105
8 282	0,4690
8 283	0,4690
8 284	0,4930
8 285	0,4930
8 286	0,4930
8 290	0,7221
8 311	0,6765
8 312	0,5630
8 321	0,4845
8 322	0,5678
8 323	0,6123
8 324	0,4095
8 331	0,8300
8 332	0,8920
8 333	0,6538
8 334	0,4795
8 340	0,7250
9 111	0,9000
9 112	0,9400
9 113	0,9650

CIUO-88	Probabilidad
9 120	0,9400
9 131	0,6600
9 132	0,7117
9 133	0,8100
9 141	0,6600
9 142	0,5967
9 151	0,8850
9 152	0,8567
9 153	0,8950
9 161	0,7048
9 162	0,8407
9 211	0,8800
9 212	0,8300
9 213	0,8500
9 311	0,3700
9 312	0,8267
9 113	0,9650
9 120	0,9400
9 131	0,6600
9 132	0,7117
9 133	0,8100
9 141	0,6600
9 142	0,5967
9 151	0,8850
9 152	0,8567
9 153	0,8950
9 161	0,7048
9 162	0,8407
9 211	0,8800
9 212	0,8300
9 213	0,8500
9 311	0,3700
9 312	0,8267
9 313	0,8000
9 321	0,8717
9 322	0,5967
9 331	0,9400
9 332	0,9300
9 333	0,5770
9 141	0,6600
9 142	0,5967
9 151	0,8850
9 152	0,8567
9 153	0,8950
9 161	0,7048
9 162	0,8407
9 211	0,8800
9 212	0,8300
9 213	0,8500
9 161	0,7048
9 311	0,3700
9 312	0,8267
9 313	0,8000
9 321	0,8717
9 322	0,5967
9 331	0,9400
9 332	0,9300
9 333	0,5770
9 311	0,3700
9 312	0,8267
9 313	0,8000
9 321	0,8717
9 332	0,9300
9 333	0,5770

Fuente: Análisis de los autores en base a Frey y Osborne (2017).

Anexo 2

Probabilidades usadas en las estimaciones

Cuadro 2A
Probabilidades de automatización consideradas en el análisis
(Probabilidades en el rango 0 a 1)

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
1111	Miembros del poder legislativo	0,0150	0,0150	0,2670
1112	Personal directivo de la administración pública	0,0593	0,0593	0,2620
1113	Jefes de pequeñas poblaciones	0,1317	0,0150	0,2520
1114	Dirigentes de organizaciones que presentan un interés especial	0,1317	0,1417	0,2920
1120	Directores generales y gerentes generales	0,0901	0,0875	0,2930
1211	Directores financieros	0,2343	0,0690	0,3150
1212	Directores de recursos humanos	0,3145	0,3239	0,3510
1213	Directores de políticas y planificación	0,1964	0,2500	0,4120
1219	Directores de administración y servicios no clasificados bajo otros epígrafes	0,1964	0,2965	0,2320
1221	Directores de ventas y comercialización	0,1014	0,0135	0,3650
1222	Directores de publicidad y relaciones públicas	0,1545	0,0270	0,5140
1223	Directores de investigación y desarrollo	0,0711	0,0175	0,4200
1311	Directores de producción agropecuaria y silvicultura	0,1260	0,0470	0,3350
1312	Directores de producción de piscicultura y pesca	0,0459	0,0470	0,2000
1321	Directores de industrias manufactureras	0,1731	0,0300	0,3570
1322	Directores de explotaciones de minería	0,1401	0,2500	0,3390
1323	Directores de empresas de construcción	0,1448	0,0710	0,3420
1324	Directores de empresas de abastecimiento, distribución y afines	0,3604	0,5900	0,2870
1330	Directores de servicios de tecnología de la información y las comunicaciones	0,1848	0,0350	0,5210
1341	Directores de servicios de cuidados infantiles	0,1726	0,0150	0,1850
1342	Directores de servicios de salud	0,1244	0,0073	0,2400
1343	Directores de servicios de cuidado de las personas de edad	0,1068	0,0837	0,3370
1344	Directores de servicios de bienestar social	0,1289	0,0067	0,3900
1345	Directores de servicios de educación	0,1068	0,0073	0,2690
1346	Gerentes de sucursales de bancos, de servicios financieros y de seguros	0,1918	0,1145	0,4460
1349	Directores y gerentes de servicios profesionales no clasificados bajo otros epígrafes	0,1376	0,2500	0,5060
1411	Gerentes de hoteles	0,0580	0,0039	0,3330
1412	Gerentes de restaurantes	0,1164	0,0830	0,3140
1420	Gerentes de comercios al por mayor y al por menor	0,1719	0,1600	0,3230
1431	Gerentes de centros deportivos, de esparcimiento y culturales	0,0898	0,1705	0,4630
1439	Gerentes de servicios no clasificados bajo otros epígrafes	0,1815	0,2500	0,2820
2111	Físicos y astrónomos	0,0705	0,0705	0,1000
2112	Meteorólogos	0,0363	0,6700	0,8930
2113	Químicos	0,0363	0,0605	0,4210
2114	Geólogos y geofísicos	0,3220	0,3220	0,5080
2120	Matemáticos, actuarios y estadísticos	0,3336	0,1484	0,6700
2131	Biólogos, botánicos, zoólogos y afines	0,0502	0,0797	0,2530
2132	Agrónomos y afines	0,0519	0,0122	0,3800
2133	Profesionales de la protección medioambiental	0,0521	0,0245	0,3740
2134	Bioquímicos	0,0371	0,0122	0,3800
2141	Ingenieros industriales y de producción	0,0270	0,0290	0,3740
2142	Ingenieros civiles	0,0191	0,0190	0,2960
2143	Ingenieros medioambientales	0,0270	0,0180	0,3730
2144	Ingenieros mecánicos	0,1320	0,1320	0,3950
2145	Ingenieros químicos	0,0170	0,0170	0,3750
2146	Ingenieros de minas, metalúrgicos y afines	0,0855	0,0855	0,5720
2147	Ingenieros biomédicos	0,0270	0,0340	0,4270
2149	Ingenieros no clasificados bajo otros epígrafes	0,0270	0,0340	0,4270
2151	Ingenieros electricistas	0,1000	0,1000	0,2560
2152	Ingenieros electrónicos	0,0738	0,1225	0,4440
2153	Ingenieros en telecomunicaciones	0,0738	0,0250	0,5550
2161	Arquitectos	0,0638	0,0180	0,5390

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
2162	Arquitectos paisajistas	0,0643	0,0450	0,5760
2163	Diseñadores de productos y de prendas	0,3470	0,0290	0,4570
2164	Urbanistas e ingenieros de tránsito	0,0643	0,1300	0,4230
2165	Cartógrafos y agrimensores	0,3441	0,6300	0,5770
2166	Diseñadores gráficos y multimedia	0,3441	0,0485	0,6530
2211	Médicos generales	0,0042	0,0042	0,2490
2212	Médicos especialistas	0,0063	0,0042	0,1980
2221	Profesionales de enfermería	0,0370	0,0090	0,2070
2222	Profesionales de partería	0,0370	0,0090	0,1120
2230	Profesionales de medicina tradicional y alternativa	0,0660	0,0200	0,2950
2240	Practicantes paramédicos	0,0805	0,1400	0,3660
2241	Dentistas	0,0408	0,0215	0,1380
2242	Químicos farmacéuticos	0,0779	0,0120	0,1640
2243	Ingenieros en prevención de riesgos y otros profesionales de la seguridad e higiene laboral y ambiental	0,0866	0,0450	0,6030
2244	Kinesiólogos	0,0715	0,0210	0,1990
2245	Dietistas y nutricionistas	0,0036	0,0036	0,2840
2246	Fonoaudiólogos	0,0564	0,0049	0,2130
2247	Tecnólogos médicos	0,2401	0,1400	0,2060
2248	Terapeutas ocupacionales	0,0646	0,0035	0,2260
2249	Otros profesionales de la salud no clasificados previamente	0,0832	0,0035	0,2260
2250	Veterinarios	0,0832	0,0380	0,5440
2261	Dentistas	0,0408	0,0215	0,1380
2262	Farmacéuticos	0,0779	0,0120	0,1640
2263	Profesionales de la salud y la higiene laboral y ambiental	0,0866	0,0450	0,6030
2264	Fisioterapeutas	0,0715	0,0210	0,1990
2265	Dietistas y nutricionistas	0,0036	0,0036	0,2840
2266	Audiólogos y logopedas	0,0564	0,0049	0,2130
2267	Optometristas	0,2401	0,1400	0,2060
2269	Profesionales de la salud no clasificados bajo otros epígrafes	0,0832	0,0035	0,2260
2300	Profesionales de la enseñanza	0,0781	0,0666	0,2754
2310	Profesores de universidades y de la enseñanza superior	0,0832	0,0320	0,2880
2320	Profesores de formación profesional	0,0886	0,1344	0,2880
2330	Profesores de enseñanza secundaria	0,0721	0,0078	0,2620
2341	Maestros de enseñanza primaria	0,0888	0,0872	0,2670
2342	Maestros preescolares	0,0787	0,0787	0,1730
2351	Especialistas en métodos pedagógicos	0,0485	0,0042	0,2570
2352	Educadores para necesidades especiales	0,0134	0,0119	0,3330
2353	Otros profesores de idiomas	0,0867	0,1600	0,2550
2354	Otros profesores de música	0,0885	0,1300	0,3760
2355	Otros profesores de artes	0,0942	0,1300	0,3080
2356	Instructores en tecnología de la información	0,1004	0,0140	0,1940
2359	Profesionales de la enseñanza no clasificados bajo otros epígrafes	0,1004	0,0085	0,3040
2411	Contables	0,6808	0,9567	0,6200
2412	Asesores financieros y en inversiones	0,2727	0,4050	0,5250
2413	Analistas financieros	0,2811	0,4600	0,5660
2421	Analistas de gestión y organización	0,2811	0,0710	0,3910
2422	Especialistas en políticas de administración	0,2811	0,2300	0,5080
2423	Especialistas en políticas y servicios de personal y afines	0,1015	0,2393	0,3790
2424	Especialistas en formación del personal	0,0994	0,0140	0,4520
2431	Profesionales de la publicidad y la comercialización	0,2811	0,3240	0,4660
2432	Profesionales de relaciones públicas	0,2811	0,1800	0,4510
2433	Profesionales de ventas técnicas y médicas (excluyendo la TIC)	0,2200	0,1625	0,4360
2434	Profesionales de ventas de tecnología de la información y las comunicaciones	0,2213	0,1097	0,5120
2511	Analistas de sistemas	0,0596	0,0108	0,4890
2512	Desarrolladores de software	0,0760	0,0860	0,5420
2513	Desarrolladores Web y multimedia	0,1198	0,1300	0,7460
2514	Programadores de aplicaciones	0,2175	0,4800	0,3090
2519	Desarrolladores y analistas de software y multimedia y analistas no clasificados bajo otros epígrafes	0,2312	0,1300	0,4760
2521	Diseñadores y administradores de bases de datos	0,0596	0,0300	0,4690
2522	Administradores de sistemas	0,0596	0,0300	0,3680

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
2523	Profesionales en redes de computadores	0,0596	0,0300	0,4430
2529	Especialistas en bases de datos y en redes de computadores no clasificados bajo otros epígrafes	0,2662	0,0633	0,4240
2611	Abogados	0,0350	0,0350	0,3080
2612	Jueces	0,5200	0,5200	0,1550
2619	Profesionales en derecho no clasificados bajo otros epígrafes	0,0600	0,0600	0,5810
2621	Archivistas y curadores de museos	0,5200	0,3834	0,4890
2622	Bibliotecarios, documentalistas y afines	0,5200	0,5200	0,5650
2631	Economistas	0,4300	0,4300	0,3710
2632	Sociólogos, antropólogos y afines	0,1056	0,1056	0,2880
2633	Filósofos, historiadores y especialistas en ciencias políticas	0,0070	0,1730	0,2870
2634	Psicólogos	0,0070	0,0070	0,2930
2635	Profesionales del trabajo social	0,0432	0,0432	0,1700
2636	Profesionales religiosos	0,0166	0,0166	0,1890
2641	Autores y otros escritores	0,2051	0,3277	0,6290
2642	Periodistas	0,2115	0,0825	0,6460
2643	Traductores, intérpretes y lingüistas	0,2100	0,2100	0,2190
2651	Artistas de artes plásticas	0,0385	0,0385	0,4170
2652	Músicos, cantantes y compositores	0,0463	0,0445	0,3900
2653	Bailarines y coreógrafos	0,2359	0,0920	0,3270
2654	Directores de cine, de teatro y afines	0,2359	0,1183	0,2530
2655	Actores	0,1891	0,3700	0,5110
2656	Locutores de radio, televisión y otros medios de comunicación	0,1891	0,2957	0,5560
2659	Artistas creativos e interpretativos no clasificados bajo otros epígrafes	0,3487	0,3700	0,3510
3111	Técnicos en ciencias físicas y químicas	0,6732	0,6967	0,3620
3112	Técnicos en ingeniería civil	0,5617	0,5647	0,6490
3113	Electrotécnicos	0,8056	0,8250	0,4230
3114	Técnicos en electrónica	0,8164	0,8400	0,4730
3115	Técnicos en ingeniería mecánica	0,5053	0,4775	0,4550
3116	Técnicos en química industrial	0,5970	0,2400	0,4020
3117	Técnicos en ingeniería de minas y metalurgia	0,5970	0,5750	0,8420
3118	Delineantes y dibujantes técnicos	0,5106	0,5130	0,8020
3119	Técnicos en ciencias físicas y en ingeniería no clasificados bajo otros epígrafes	0,3421	0,3421	0,5000
3121	Supervisores en ingeniería de minas	0,4625	0,1700	0,6030
3122	Supervisores de industrias manufactureras	0,5359	0,0160	0,4320
3123	Supervisores de la construcción	0,3747	0,1700	0,3360
3131	Operadores de instalaciones de producción de energía	0,6140	0,6140	0,9090
3132	Operadores de incineradores, instalaciones de tratamiento de agua y afines	0,5965	0,5965	0,6350
3133	Controladores de instalaciones de procesamiento de productos químicos	0,6950	0,8500	0,5900
3134	Operadores de instalaciones de refinación de petróleo y gas natural	0,7929	0,8250	0,3040
3135	Controladores de procesos de producción de metales	0,2656	0,8800	0,1710
3139	Técnicos en control de procesos no clasificados bajo otros epígrafes	0,2222	0,3600	0,4540
3141	Técnicos en ciencias biológicas (excluyendo la medicina)	0,6100	0,5350	0,5740
3142	Técnicos agropecuarios	0,6950	0,9700	0,3210
3143	Técnicos forestales	0,1550	0,4200	0,4980
3151	Oficiales maquinistas en navegación	0,0350	0,0350	0,5180
3152	Capitanes, oficiales de cubierta y prácticos	0,1550	0,1495	0,3640
3153	Pilotos de aviación y afines	0,2733	0,2530	0,4210
3154	Controladores de tráfico aéreo	0,0695	0,0695	0,4190
3155	Técnicos en seguridad aeronáutica	0,8400	0,8400	0,4210
3211	Técnicos en aparatos de diagnóstico y tratamiento médico	0,2733	0,2733	0,3970
3212	Técnicos de laboratorios médicos	0,6100	0,6850	0,4420
3213	Técnicos y asistentes farmacéuticos	0,9200	0,9200	0,3300
3214	Técnicos de prótesis médicas y dentales	0,5164	0,4745	0,3740
3215	Laboratoristas dentales o técnicos en prótesis dentales	0,5164	0,4745	0,3740
3221	Profesionales de nivel medio de enfermería	0,0615	0,0580	0,4630
3222	Profesionales de nivel medio de partería	0,0821	0,0550	0,4630
3223	Ayudantes de ambulancia	0,0553	0,0580	0,4630
3230	Profesionales de nivel medio de medicina tradicional y alternativa	0,2499	0,0550	0,1580
3231	Profesionales y técnicos de las terapias complementarias	0,0553	0,0550	0,1580

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
3232	Practicantes de la medicina tradicional	0,4445	0,0550	0,1580
3240	Técnicos y asistentes veterinarios	0,4445	0,4445	0,6330
3251	Dentistas auxiliares y ayudantes de odontología	0,6800	0,6800	0,5250
3252	Técnicos en documentación sanitaria	0,1900	0,9100	0,4260
3253	Trabajadores comunitarios de la salud	0,1900	0,1300	0,3580
3254	Técnicos en optometría y ópticos	0,4250	0,7100	0,4040
3255	Técnicos y asistentes fisioterapeutas	0,0708	0,1927	0,3170
3256	Practicantes y asistentes médicos	0,2191	0,3000	0,3770
3257	Inspectores de la salud laboral, medioambiental y afines	0,5733	0,5298	0,4920
3258	Ayudantes de ambulancias	0,1567	0,0490	0,5190
3259	Profesionales de la salud de nivel medio no clasificados bajo otros epígrafes	0,1567	0,1452	0,1770
3311	Agentes de bolsa, cambio y otros servicios financieros	0,2400	0,0750	0,6980
3312	Oficiales de préstamos y créditos	0,0490	0,0400	0,7610
3313	Tenedores de libros	0,9165	0,9800	0,6460
3314	Profesionales de nivel medio de servicios estadísticos, matemáticos y afines	0,8733	0,7667	0,4910
3315	Tasadores	0,6255	0,9533	0,8620
3321	Agentes de seguros	0,6617	0,6617	0,7470
3322	Representantes comerciales	0,2213	0,3917	0,4060
3323	Agentes de compras	0,6422	0,6433	0,4320
3324	Agentes de compras y consignatarios	0,9850	0,3603	0,5120
3331	Declarantes o gestores de aduana	0,9850	0,9850	0,5180
3332	Organizadores de conferencias y eventos	0,4344	0,0370	0,3990
3333	Agentes de empleo y contratistas de mano de obra	0,9700	0,9700	0,7040
3334	Agentes inmobiliarios	0,6176	0,6183	0,6580
3339	Agentes de servicios comerciales no clasificados bajo otros epígrafes	0,4905	0,2977	0,6490
3341	Supervisores de secretaría	0,7343	0,8409	0,4170
3342	Secretarios jurídicos	0,6993	0,9800	0,5750
3343	Secretarios administrativos y ejecutivos	0,8068	0,6800	0,7070
3344	Secretarios médicos	0,8562	0,8500	0,6220
3351	Agentes de aduana e inspectores de fronteras	0,0608	0,0608	0,1880
3352	Agentes de administración tributaria	0,9009	0,9300	0,5240
3353	Agentes de servicios de seguridad social	0,2700	0,3900	0,4100
3354	Agentes de servicios de expedición de licencias y permisos	0,2700	0,2700	0,7630
3355	Inspectores de policía y detectives	0,4061	0,1722	0,2790
3359	Agentes de la administración pública para la aplicación de la ley y afines no clasificados bajo otros epígrafes	0,7266	0,9400	0,5240
3411	Profesionales de nivel medio del derecho y servicios legales y afines	0,4033	0,6400	0,7100
3412	Trabajadores y asistentes sociales de nivel medio	0,1300	0,1300	0,3690
3413	Auxiliares laicos de las religiones	0,2430	0,0250	0,3220
3421	Atletas y deportistas	0,2430	0,2800	0,4320
3422	Entrenadores, instructores y árbitros de actividades deportivas	0,2430	0,3743	0,3490
3423	Instructores de educación física y actividades recreativas	0,2270	0,0745	0,2950
3431	Fotógrafos	0,3105	0,0210	0,7120
3432	Diseñadores y decoradores de interior	0,3470	0,1692	0,4340
3433	Técnicos en galerías de arte, museos y bibliotecas	0,6856	0,5383	0,2760
3434	Chefs	0,6573	0,3650	0,3490
3435	Otros profesionales de nivel medio en actividades culturales y artísticas	0,1725	0,6100	0,4090
3439	Otros técnicos en actividades culturales y artísticas no clasificados previamente	0,4365	0,6100	0,4090
3511	Técnicos en operaciones de tecnología de la información y las comunicaciones	0,4365	0,7800	0,6390
3512	Técnicos en asistencia al usuario de tecnología de la información y las comunicaciones	0,4600	0,6500	0,5540
3513	Técnicos en redes y sistemas de computadores	0,3379	0,6500	0,5930
3514	Técnicos de la Web	0,3908	0,0800	0,6380
3521	Técnicos de radiodifusión y grabación audio visual	0,4236	0,6000	0,5580
3522	Técnicos de ingeniería de las telecomunicaciones	0,7708	0,8400	0,6950
3611	Técnicos en educación parvularia	0,0802	0,0073	0,2690
3612	Técnicos en educación diferencial	0,0446	0,0073	0,2690
4110	Oficinistas generales	0,9113	0,9700	0,7470
4120	Secretarios (general)	0,8940	0,9600	0,7490
4131	Operadores de máquinas de procesamiento de texto y mecanógrafos	0,5920	0,8100	0,8480
4132	Grabadores de datos	0,9831	0,9900	0,7870

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
4211	Cajeros de bancos y afines	0,7921	0,9650	0,5900
4212	Receptores de apuestas y afines	0,6196	0,6160	0,6140
4213	Prestamistas	0,9500	0,9600	0,8880
4214	Cobradoros y afines	0,9500	0,9500	0,7160
4221	Empleados de agencias de viajes	0,2960	0,2613	0,7700
4222	Empleados de centros de llamadas	0,7901	0,7550	0,7540
4223	Telefonistas	0,9029	0,9650	0,8370
4224	Recepcionistas de hoteles	0,7901	0,5750	0,3660
4225	Empleados de ventanillas de informaciones	0,7903	0,9100	0,6850
4226	Recepcionistas (general)	0,7901	0,9600	0,6780
4227	Entrevistadores de encuestas y de investigaciones de mercados	0,9142	0,9400	0,7200
4229	Empleados de servicios de información al cliente no clasificados bajo otros epígrafes	0,7901	0,7000	0,7630
4311	Empleados de contabilidad y cálculo de costos	0,9270	0,9700	0,7070
4312	Empleados de servicios estadísticos, financieros y de seguros	0,9044	0,9680	0,8840
4313	Empleados encargados de las nóminas	0,9097	0,9700	0,6840
4321	Empleados de control de abastecimientos e inventario	0,8488	0,8567	0,6610
4322	Empleados de servicios de apoyo a la producción	0,8604	0,8800	0,7810
4323	Empleados de servicios de transporte	0,9004	0,9600	0,8110
4410	Otro personal de apoyo administrativo	0,9186	0,9200	0,7720
4411	Empleados de bibliotecas	0,9186	0,9700	0,7240
4412	Empleados de servicios de correos	0,8504	0,8600	0,8620
4413	Codificadores de datos, correctores de pruebas de imprenta y afines	0,9186	0,8400	0,6620
4414	Escribientes públicos y afines	0,6244	0,4080	0,9140
4415	Empleados de archivos	0,9186	0,9450	0,7730
4416	Empleados del servicio de personal	0,9142	0,9000	0,7130
4419	Personal de apoyo administrativo no clasificado bajo otros epígrafes	0,9140	0,9200	0,7720
5111	Auxiliares de servicio de abordó	0,3763	0,3763	0,5720
5112	Revisores y cobradores de los transportes públicos	0,4022	0,3895	0,8670
5113	Guías de turismo	0,3477	0,3477	0,7620
5120	Cocineros	0,6575	0,7320	0,1970
5131	Camareros de mesas	0,8350	0,9000	0,2790
5132	Camareros de barra	0,8350	0,7700	0,3650
5141	Peluqueros	0,3498	0,3287	0,1790
5142	Especialistas en tratamientos de belleza y afines	0,3498	0,3710	0,1790
5151	Supervisores de mantenimiento y limpieza en oficinas, hoteles y otros establecimientos	0,9400	0,9400	0,6110
5152	Ecónomos y mayordomos domésticos	0,9400	0,9400	0,3520
5153	Conserjes	0,6600	0,6600	0,4410
5161	Astrólogos, adivinadores y afines	0,3700	0,3700	0,2690
5162	Acompañantes y ayudantes de cámara	0,5852	0,4080	0,1810
5163	Personal de pompas fúnebres y embalsamadores	0,5852	0,3700	0,5990
5164	Cuidadores de animales	0,5852	0,4640	0,3890
5165	Instructores de autoescuela	0,4052	0,1300	0,3150
5169	Trabajadores de servicios personales no clasificados bajo otros epígrafes	0,5062	0,2790	0,3210
5200	Vendedores	0,4052	0,9700	0,3260
5210	Vendedores callejeros y de puestos de mercado	0,9350	0,9200	0,2090
5211	Vendedores de quioscos y de puestos de mercado	0,9350	0,9400	0,2320
5212	Vendedores ambulantes de productos comestibles	0,8997	0,9000	0,1860
5221	Comerciantes de tiendas	0,1600	0,1600	0,2610
5222	Supervisores de tiendas y almacenes	0,6783	0,2800	0,4440
5223	Asistentes de venta de tiendas y almacenes	0,6776	0,9500	0,3530
5230	Cajeros y expendedores de billetes	0,8270	0,9000	0,6300
5241	Modelos de moda, arte y publicidad	0,6786	0,9800	0,5660
5242	Demostradores de tiendas	0,6783	0,5100	0,4600
5243	Vendedores puerta a puerta	0,9650	0,9400	0,1840
5244	Vendedores por teléfono	0,9650	0,9900	0,5330
5245	Expendedores de gasolineras	0,6783	0,4295	0,3770
5246	Vendedores de comidas al mostrador	0,7300	0,9300	0,2980
5249	Vendedores no clasificados bajo otros epígrafes	0,6786	0,9700	0,3260
5300	Trabajadores de los cuidados personales	0,3199	0,4210	0,3899
5311	Cuidadores de niños	0,3199	0,0800	0,1760

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
5312	Auxiliares de maestros	0,3159	0,5600	0,5450
5320	Trabajadores de los cuidados personales en servicios de salud	0,3657	0,4360	0,3815
5321	Trabajadores de los cuidados personales en instituciones	0,3657	0,4700	0,4730
5322	Trabajadores de los cuidados personales a domicilio	0,4024	0,4020	0,2900
5329	Trabajadores de los cuidados personales en servicios de salud no clasificados bajo otros epígrafes	0,0672	0,5780	0,4740
5411	Bomberos	0,0868	0,0868	0,5560
5412	Policías	0,2241	0,2241	0,6170
5413	Guardianes de prisión	0,3125	0,3125	0,7680
5414	Guardias de protección	0,8458	0,8950	0,8160
5419	Personal de los servicios de protección no clasificados bajo otros epígrafes	0,6792	0,4633	0,7060
6100	Agricultores y trabajadores calificados de explotaciones agropecuarias con destino al mercado	0,7638	0,7421	0,4326
6110	Agricultores y trabajadores calificados de jardines y de cultivos para el mercado	0,7386	0,7242	0,4600
6111	Agricultores y trabajadores calificados de cultivos extensivos	0,7386	0,7200	0,4450
6112	Agricultores y trabajadores calificados de plantaciones de árboles y arbustos	0,7243	0,7200	0,4810
6113	Agricultores y trabajadores calificados de huertas, invernaderos, viveros y jardines	0,8233	0,7367	0,4630
6114	Agricultores y trabajadores calificados de cultivos mixtos	0,7292	0,7200	0,4510
6121	Criadores de ganado	0,7644	0,7600	0,4500
6122	Avicultores y trabajadores calificados de la avicultura	0,7636	0,7600	0,3100
6123	Apicultores y sericultores y trabajadores calificados de la apicultura y la sericultura	0,7600	0,7600	0,4440
6129	Criadores y trabajadores pecuarios calificados de la cría de animales no clasificados bajo otros epígrafes	0,7228	0,7600	0,4810
6130	Productores y trabajadores calificados de explotaciones agropecuarias	0,7228	0,7600	0,3410
6210	Trabajadores forestales calificados y afines	0,7778	0,7920	0,6620
6221	Trabajadores de explotaciones de acuicultura	0,7529	0,7600	0,5730
6222	Pescadores de agua dulce y en aguas costeras	0,4400	0,7000	0,3800
6223	Pescadores de alta mar	0,8450	0,7000	0,5200
6224	Cazadores y tramperos	0,8450	0,6700	0,4440
6310	Trabajadores agrícolas de subsistencia	0,8450	0,8700	0,3550
6320	Trabajadores pecuarios de subsistencia	0,8450	0,8700	0,2430
6330	Trabajadores agropecuarios de subsistencia	0,8450	0,8700	0,1980
6340	Pescadores, cazadores, tramperos y recolectores de subsistencia	0,8450	0,7700	0,3280
7111	Constructores de casas	0,2873	0,0710	0,8180
7112	Albañiles	0,8400	0,8200	0,8400
7113	Mamposteros, tronzadores, labrantes y grabadores de piedra	0,8833	0,8600	0,8960
7114	Operarios en cemento armado, enfoscadores y afines	0,8833	0,8833	0,7660
7115	Carpinteros de armar y de obra blanca	0,7200	0,7200	0,8400
7119	Oficiales y operarios de la construcción (obra gruesa) y afines no clasificados bajo otros epígrafes	0,2614	0,5433	0,8200
7120	Oficiales y operarios de la construcción (trabajos de acabado) y afines	0,9000	0,6781	0,7459
7121	Techadores	0,9000	0,9000	0,7750
7122	Parqueteros y colocadores de suelos	0,8200	0,8200	0,8730
7123	Revocadores	0,7500	0,7500	0,8160
7124	Instaladores de material aislante y de insonorización	0,7350	0,7350	0,8120
7125	Cristaleros	0,7300	0,7300	0,7350
7126	Fontaneros e instaladores de tuberías	0,4058	0,4850	0,5630
7127	Mecánicos-montadores de instalaciones de refrigeración y climatización	0,5646	0,3265	0,6470
7131	Pintores y empapeladores	0,8100	0,8100	0,8540
7132	Barnizadores y afines	0,8000	0,8000	0,4950
7133	Limpiadores de fachadas y deshollinadores	0,7750	0,6600	0,7550
7211	Moldeadores y macheros	0,8100	0,8100	0,8640
7212	Soldadores y oxicortadores	0,7750	0,7750	0,8140
7213	Chapistas y caldereros	0,7800	0,7800	0,8750
7214	Montadores de estructuras metálicas	0,7133	0,7133	0,7890
7215	Aparejadores y empalmadores de cables	0,8900	0,8900	0,7700
7221	Herreros y forjadores	0,9300	0,9300	0,8690
7222	Herramientistas y afines	0,7733	0,7733	0,7850
7223	Reguladores y operadores de máquinas herramientas	0,7659	0,8709	0,7900
7224	Pulidores de metales y afiladores de herramientas	0,5584	0,9250	0,7570
7231	Mecánicos y reparadores de vehículos de motor	0,5584	0,6453	0,4910
7232	Mecánicos y reparadores de motores de avión	0,3565	0,3565	0,4750
7233	Mecánicos y reparadores de máquinas agrícolas e industriales	0,4744	0,6216	0,7630
7234	Reparadores de bicicletas y afines	0,5584	0,4715	0,3560

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
7300	Artesanos y operarios de las artes gráficas	0,5164	0,6351	0,7311
7310	Artesanos	0,5164	0,5863	0,6907
7311	Mecánicos y reparadores de instrumentos de precisión	0,5164	0,5583	0,5660
7312	Fabricantes y afinadores de instrumentos musicales	0,9500	0,4565	0,2830
7313	Joyereros, orfebres y plateros	0,9500	0,9500	0,8880
7314	Alfareros y afines (barro, arcilla y abrasivos)	0,9350	0,9350	0,8300
7315	Sopladores, modeladores, laminadores, cortadores y pulidores de vidrio	0,6726	0,8367	0,6000
7316	Redactores de carteles, pintores decorativos y grabadores	0,8017	0,9500	0,6700
7317	Artesanos en madera, cestería y materiales similares	0,2503	0,0350	0,8610
7318	Artesanos de los tejidos, el cuero y materiales similares	0,5576	0,5200	0,7840
7319	Artesanos no clasificados bajo otros epígrafes	0,0350	0,0350	0,7340
7321	Cajistas, tipógrafos y afines	0,6791	0,5650	0,8490
7322	Impresores	0,7496	0,8300	0,8500
7323	Encuadernadores y afines	0,9491	0,9500	0,8580
7411	Electricistas de obras y afines	0,8300	0,8300	0,8360
7412	Mecánicos y ajustadores electricistas	0,6441	0,6441	0,6960
7413	Instaladores y reparadores de líneas eléctricas	0,3166	0,0500	0,7530
7421	Mecánicos y reparadores en electrónica	0,6039	0,5361	0,5420
7422	Instaladores y reparadores en tecnología de la información y las comunicaciones	0,5783	0,5833	0,6290
7510	Oficiales y operarios de procesamiento de alimentos y afines	0,8436	0,7594	0,6718
7511	Carniceros, pescaderos y afines	0,8436	0,8450	0,5660
7512	Panaderos, pasteleros y confiteros	0,8900	0,8900	0,7070
7513	Operarios de la elaboración de productos lácteos	0,7900	0,7900	0,8570
7514	Operarios de la conservación de frutas, legumbres, verduras y afines	0,6750	0,6100	0,6780
7515	Catadores y clasificadores de alimentos y bebidas	0,6750	0,6750	0,6020
7516	Preparadores y elaboradores de tabaco y sus productos	0,6600	0,7467	0,6210
7521	Operarios del tratamiento de la madera	0,6600	0,6600	0,8030
7522	Ebanistas y afines	0,9150	0,9150	0,8670
7523	Reguladores y operadores de máquinas de labrar madera	0,8977	0,9700	0,8400
7531	Sastres, modistos, peleteros y sombrereros	0,8021	0,8400	0,8230
7532	Patronistas y cortadores de tela y afines	0,5316	0,5316	0,8320
7533	Costureros, bordadores y afines	0,8233	0,8233	0,7010
7534	Tapiceros, colchoneros y afines	0,3900	0,3900	0,6190
7535	Apelambradores, pellejeros y curtidores	0,3900	0,4100	0,7310
7536	Zapateros y afines	0,5200	0,5200	0,7670
7541	Buzos	0,4155	0,1800	0,5590
7542	Dinamiteros y pegadores	0,4786	0,4800	0,6760
7543	Clasificadores y probadores de productos (excluyendo alimentos y bebidas)	0,6103	0,9800	0,6260
7544	Fumigadores y otros controladores de plagas y malas hierbas	0,6967	0,7333	0,5380
7549	Oficiales, operarios y artesanos de artes mecánicas y de otros oficios no clasificados bajo otros epígrafes	0,4337	0,5085	0,7580
8111	Mineros y operadores de instalaciones mineras	0,4337	0,6957	0,8400
8112	Operadores de instalaciones de procesamiento de minerales y rocas	0,8900	0,8900	0,8830
8113	Perforadores y sondistas de pozos y afines	0,7717	0,7717	0,8040
8114	Operadores de máquinas para fabricar cemento y otros productos minerales	0,8800	0,8800	0,8850
8121	Operadores de instalaciones de procesamiento de metales	0,7907	0,8800	0,8710
8122	Operadores de máquinas pulidoras, galvanizadoras y recubridoras de metales	0,4480	0,8800	0,9090
8131	Operadores de plantas y máquinas de productos químicos	0,4186	0,8467	0,8340
8132	Operadores de máquinas para fabricar productos fotográficos	0,4190	0,9900	0,8340
8141	Operadores de máquinas para fabricar productos de caucho	0,4190	0,8220	0,7330
8142	Operadores de máquinas para fabricar productos de material plástico	0,2385	0,9058	0,8240
8143	Operadores de máquinas para fabricar productos de papel	0,4130	0,8100	0,6990
8150	Operadores de máquinas para fabricar productos textiles y artículos de piel y cuero	0,5135	0,8738	0,7506
8151	Operadores de máquinas de preparación de fibras, hilado y devanado	0,4880	0,9600	0,8080
8152	Operadores de telares y otras máquinas tejedoras	0,5135	0,7300	0,8080
8153	Operadores de máquinas de coser	0,4530	0,8900	0,8800
8154	Operadores de máquinas de blanqueamiento, teñido y limpieza de tejidos	0,5653	0,9700	0,7830
8155	Operadores de máquinas de tratamiento de pieles y cueros	0,5135	0,8800	0,8220
8155	Operadores de máquinas de tratamiento de pieles y cueros	0,5135	0,8800	0,8220
8156	Operadores de máquinas para la fabricación de calzado y afines	0,4930	0,9700	0,8640

Código CIUO-08	Ocupación	Frey y Osborne (2017)		Espíndola Suarez (2023)
		Promedio CIUO-88	CIUO-08	A 4 dígitos
8157	Operadores de máquinas lavarropas	0,5653	0,7100	0,2150
8159	Operadores de máquinas para fabricar productos textiles y artículos de piel	0,4488	0,8800	0,8250
8160	Operadores de máquinas para elaborar alimentos y productos afines	0,4602	0,8160	0,8210
8171	Operadores de instalaciones para la preparación de pasta para papel y papel	0,8555	0,7400	0,8920
8172	Operadores de instalaciones de procesamiento de la madera	0,8555	0,8600	0,8790
8181	Operadores de instalaciones de vidriería y cerámica	0,7400	0,8133	0,8290
8182	Operadores de máquinas de vapor y calderas	0,8825	0,8900	0,9040
8183	Operadores de máquinas de embalaje, embotellamiento y etiquetado	0,7221	0,9800	0,7660
8189	Operadores de máquinas y de instalaciones fijas no clasificados bajo otros epígrafes	0,7221	0,9225	0,7750
8211	Ensambladores de maquinaria mecánica	0,6327	0,8050	0,8580
8212	Ensambladores de equipos eléctricos y electrónicos	0,4690	0,9220	0,8920
8219	Ensambladores no clasificados bajo otros epígrafes	0,6327	0,9700	0,8820
8300	Conductores de vehículos y operadores de equipos pesados móviles	0,5861	0,6267	0,8195
8311	Maquinistas de locomotoras	0,6765	0,6765	0,8090
8312	Guardafrenos, guardaguías y agentes de maniobras	0,5630	0,5630	0,7880
8321	Conductores de motocicletas	0,4845	0,4845	0,9550
8322	Conductores de automóviles, taxis y camionetas	0,5678	0,5678	0,9080
8331	Conductores de autobuses y tranvías	0,6123	0,6123	0,9020
8332	Conductores de camiones pesados	0,4095	0,4095	0,8120
8341	Operadores de maquinaria agrícola y forestal móvil	0,8300	0,8300	0,6420
8342	Operadores de máquinas de movimiento de tierras y afines	0,8920	0,8920	0,7910
8343	Operadores de grúas, aparatos elevadores y afines	0,6538	0,6538	0,7850
8344	Operadores de autoelevadoras	0,4795	0,4795	0,8630
8350	Marineros de cubierta y afines	0,7250	0,7250	0,7600
9111	Limpiadores y asistentes domésticos	0,6599	0,6600	0,1210
9112	Limpiadores y asistentes de oficinas, hoteles y otros establecimientos	0,7115	0,5733	0,7420
9120	Limpiadores de vehículos, ventanas, ropa y otra limpieza a mano	0,8100	0,6500	0,5718
9121	Lavaderos y planchadores manuales	0,8100	0,8100	0,2240
9122	Lavadores de vehículos	0,5967	0,3700	0,7040
9123	Lavadores de ventanas	0,5967	0,6600	0,6120
9129	Otro personal de limpieza	0,5967	0,7600	0,7470
9210	Peones agropecuarios, pesqueros y forestales	0,8798	0,8667	0,4993
9211	Peones de explotaciones agrícolas	0,8798	0,8700	0,4840
9212	Peones de explotaciones ganaderas	0,8800	0,8700	0,4380
9213	Peones de explotaciones de cultivos mixtos y ganaderos	0,8800	0,8700	0,5210
9214	Peones de jardinería y horticultura	0,8800	0,9100	0,5780
9215	Peones forestales	0,8300	0,8300	0,5150
9216	Peones de pesca y acuicultura	0,8500	0,8500	0,4600
9311	Peones de minas y canteras	0,3700	0,3700	0,8510
9312	Peones de obras públicas y mantenimiento	0,8267	0,8267	0,5160
9313	Peones de la construcción de edificios	0,7986	0,8000	0,2100
9321	Empacadores manuales	0,5967	0,3800	0,5200
9329	Peones de la industria manufacturera no clasificados bajo otros epígrafes	0,6367	0,8133	0,4960
9331	Conductores de vehículos accionados a pedal o a brazo	0,5770	0,9400	0,4100
9332	Conductores de vehículos y máquinas de tracción animal	0,9300	0,9300	0,4790
9333	Peones de carga	0,5770	0,5140	0,4390
9334	Reponedores de estanterías	0,5770	0,6400	0,6400
9411	Cocineros de comidas rápidas	0,6573	0,8750	0,3280
9412	Ayudantes de cocina	0,7121	0,8500	0,4330
9510	Trabajadores ambulantes de servicios y afines	0,9400	0,9400	0,5070
9520	Vendedores ambulantes (excluyendo de comida)	0,9381	0,9400	0,3630
9611	Recolectores de basura y material reciclable	0,7048	0,4795	0,7240
9612	Clasificadores de desechos	0,7048	0,9300	0,7030
9613	Barrenderos y afines	0,8407	0,8967	0,4880
9621	Mensajeros, mandaderos, maleteros y repartidores	0,8252	0,8850	0,7230
9622	Personas que realizan trabajos varios	0,8407	0,7756	0,5150
9623	Recolectores de dinero en aparatos de venta automática y lectores de medidores	0,8950	0,8950	0,8990
9624	Acarreadores de agua y recolectores de leña	0,8407	0,8500	0,6430
9629	Ocupaciones elementales no clasificadas bajo otros epígrafes	0,8567	0,7900	0,5100

Fuente: Análisis de los autores en base a Frey y Osborne (2017) y Espíndola y Suarez (2023).

Anexo 3

Análisis de la automatización por ocupación bajo tecnologías iniciales considerando CIUO o8

Al revisar los datos del riesgo de automatización estimados bajo la Clasificación Internacional Uniforme de Ocupaciones (CIUO) o8, en comparación con los estimados previamente bajo la CIUO 88, se observa un incremento marginal en el riesgo de automatización para todos los grupos poblacionales en Chile entre 2013 y 2022. A pesar de este ajuste hacia arriba, las conclusiones generales sobre las tendencias y diferencias por género, nivel educativo, quintil de ingreso y rango de edad se mantienen consistentes. Por ejemplo, la población total vio su riesgo de automatización disminuir de 61.20% en 2013 a 54.38% en 2022 según CIUO o8. Sin embargo, esta revisión no altera la observación de una tendencia decreciente general en el riesgo de automatización a lo largo del tiempo que también se encontró bajo CIUO 88.

Las diferencias específicas por grupo, como el mayor riesgo sostenido entre hombres en comparación con mujeres, la disminución más pronunciada del riesgo en grupos con niveles de educación superior, y la variabilidad del riesgo según el quintil de ingreso y la edad, también persisten bajo la clasificación CIUO o8, aunque con valores marginalmente más elevados. Por ejemplo, el riesgo para aquellos con educación superior se ajusta de 36,34% a 38,33% en 2013 y de 35,90% a 36,52% en 2022, reafirmando la correlación entre mayor educación y menor riesgo de automatización. Estos ajustes reflejan la importancia del marco de clasificación utilizado en la evaluación del riesgo de automatización, al tiempo que subrayan la solidez de las tendencias observadas, independientemente de las diferencias marginales en las estimaciones de riesgo (ver cuadro 3A).

Cuadro 3A
Riesgo de automatización bajo tecnologías iniciales, análisis por ocupación considerando CIUO o8, 2013-2022
(En porcentajes)

Grupo	2013 ^a	2015 ^a	2017 ^a	2020	2022
Toda la población	61,20	60,35	59,42	55,87	54,38
Hombres	62,12	61,53	60,95	57,87	56,23
Mujeres	59,92	58,82	57,45	53,53	51,84
Sin educación básica	72,43	70,90	72,43	71,51	71,15
Educación básica	70,39	69,27	69,92	69,57	68,31
Educación media	69,50	68,94	67,84	67,94	66,27
Educación superior	38,33	39,64	39,70	38,37	36,52
1er quintil de ingreso	69,17	70,32	70,90	67,54	67,71
2do quintil de ingreso	N/D	68,66	68,85	67,22	65,11
3er quintil de ingreso	N/D	66,20	65,42	65,18	61,88
4to quintil de ingreso	N/D	61,14	60,43	57,29	53,97
5to quintil de ingreso	N/D	42,10	39,67	34,77	33,20
Edad 16-24	69,17	68,17	67,33	67,59	66,08
Edad 25-34	57,17	55,37	55,16	51,47	49,75
Edad 35-44	59,84	59,42	57,00	51,63	49,81
Edad 45-59	61,69	61,84	61,17	58,60	57,59
Edad 60-65	62,93	60,62	61,40	58,74	59,31

Fuente: Análisis de los autores en base a Frey y Osborne (2017) y CASEN.

^a Probabilidades estimadas bajo código CIUO 88, en base al promedio por ocupación del código CIUO o8 al CIUO 88 al 2020. Esta metodología utiliza la clasificación CIUO o8 al 2022, y actualiza los resultados previos de modo de que la serie sea comparable.

En este documento se presenta un análisis detallado de cómo la automatización –particularmente la adopción de herramientas de inteligencia artificial– reconfigurará gradualmente la estructura del mercado laboral chileno. Al realizar un análisis de su impacto en las ocupaciones, así como en las tareas inherentes a cada una de ellas, el análisis permite destacar la dualidad del riesgo, resultado tanto de la desaparición completa de puestos de trabajo como de la reestructuración de las ocupaciones debido a cambios en un número significativo de tareas. Sobre la base de esta investigación, es posible determinar que, mientras que algunos empleos corren el riesgo de ser completamente eliminados debido a la sustitución tecnológica, otros necesitarán ser objeto de modificaciones sustanciales para incorporar nuevos procesos y metodologías de trabajo. A través de un análisis cuantitativo, el objetivo es comprender las dinámicas de estos cambios, haciendo hincapié en cómo los diferentes grupos sociales se ven afectados de manera desigual por estas tendencias. El análisis se basa en estadísticas nacionales compiladas entre 2013 y 2022, por lo que, por primera vez, es posible analizar la serie histórica de la última década para observar las tendencias más recientes.

