



# **IMPACTO DE LA DIGITALIZACIÓN DE LA PRODUCCIÓN EN EL EMPLEO, LA INCLUSIÓN SOCIAL, Y EL GÉNERO**

**Septiembre 2019**



## AUTORES

- Raúl Katz (PhD en Políticas Públicas y Administración de Empresas, MS en Tecnologías y Políticas de Comunicaciones, Massachusetts Institute of Technology, Maestría y Licenciatura, Ciencias de la Comunicación, Universidad de Paris, Maestría en Ciencias Políticas, Universidad de Paris-Sorbona). El Dr. Katz realizó sus estudios en Francia y los Estados Unidos. Posteriormente, trabajó veinte años en Booz Allen & Hamilton, donde fue el Socio Líder de la Práctica de Telecomunicaciones en las Américas y miembro del equipo director de la firma. Al retirarse de Booz Allen, y después de ser CEO de ADVENTIS, una firma consultora especializada en telecomunicaciones fundó Telecom Advisory Services LLC en abril del 2006.

Entre otros proyectos, el Dr. Katz ha llevado adelante numerosos estudios en el área del impacto económico de la banda ancha (Estados Unidos, Alemania, Suiza, Senegal, Panamá, Costa Rica, Filipinas, Colombia, Ecuador y Países Árabes), así como sobre el impacto de los regímenes impositivos en la banda ancha móvil en Brasil, México, Bangladesh y Sudáfrica. Asimismo, ha liderado el desarrollo de la Estrategia Nacional de Banda Ancha de Costa Rica, colaborado con la evaluación de Vive Digital en Colombia y ha desarrollado el Plan Nacional de Banda Ancha de Ecuador.

Además de presidente de Telecom Advisory Services, el Dr. Katz es Director de Investigación de Estrategia de Negocios en el Columbia Institute for Tele-Information del Columbia Business School (New York), y Profesor Visitante en el Programa de Gestión de Telecomunicaciones de la Universidad de San Andrés (Argentina).

- Fernando Callorda (Maestría, Licenciatura, Ciencias Económicas, Universidad de San Andrés). El Lic. Callorda se especializa en econometría y análisis estadístico de las telecomunicaciones. Además de Director de Proyectos de Telecom Advisory Services, LLC, él es profesor de Economía Política en la Universidad Nacional de La Matanza (Argentina) y es investigador de la Red Nacional de Universidades Públicas. Así también realiza tareas como consultor de temas estadísticos para la Unión Internacional de Telecomunicaciones como “Senior Expert”. Antes de incorporarse a Telecom Advisory Services, el Lic. Callorda trabajó en Deloitte & Touche, dictó clases en Argentina y en Ecuador en el Diplomado de Determinación de tarifas sobre Finanzas en Empresas Reguladas de la Universidad de San Andrés y en el MBA Latinoamericano del ESEADE.

# ÍNDICE

## RESUMEN EJECUTIVO

### I. OBJETIVOS DEL ESTUDIO

#### *PRIMERA PARTE: ANÁLISIS DE LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN EL EMPLEO*

### II. INTRODUCCIÓN

### III. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL EN EL EMPLEO

#### III.1. Conceptualización del cambio tecnológico en la Cuarta Revolución Industrial

III.1.1. El concepto de Cuarta Revolución Industrial (también denominada Industria 4.0)

III.1.2. Tecnologías involucradas bajo el concepto de Cuarta Revolución Industrial

#### III.2. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la automatización de empleo

III.2.1. El análisis ocupacional

III.2.1.1. Frey y Osborne (2013)

III.2.1.2. Extensiones de la metodología de Frey y Osborne a otros países

III.2.1.3. Modificaciones a la metodología de Frey y Osborne

III.2.2. El análisis por tareas

III.2.2.1. Arntz, Gregory y Zierahn (2016)

III.2.2.2. McKinsey Global Institute (2017)

III.2.2.3. PwC (2018)

III.2.2.4. Nedelkoska y Quintini (2018)

#### III.3. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo

III.3.1. El efecto de capitalización

III.3.2. Efectos compensatorios

III.3.2.1. Restructuración de tareas

III.3.2.2. Creación de mano de obra en el sector TIC

III.3.2.3. Efecto compensatorio por aumento de competitividad

III.3.2.4. Efecto inducido como resultado del aumento en productividad

III.3.3. Estimaciones de creación de empleo

### IV. IMPACTO EN LA INCLUSIÓN SOCIAL

- IV.1. La polarización del empleo
- IV.2. Crecimiento de la desigualdad
- IV.3. Disrupción laboral

## **V. IMPLICANCIAS DE GÉNERO**

## **VI. MARCOS CONCEPTUALES IMPLÍCITOS EN LA LITERATURA**

- VI.1. Automatización del empleo
  - VI.1.1. La sustitución tecnológica
  - VI.1.2. La sustitución capital-trabajo
  - VI.1.3. La difusión de innovaciones
- VI.2. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo
- VI.3. Impacto en la inclusión social y la variable de género

## **VII. MARCO CONCEPTUAL A SER APLICADO EN EL ESTUDIO**

- VII.1. Impacto en el empleo
  - VII.1.1. Módulo de sustitución tecnológica
    - VII.1.1.1. Análisis ocupacional
    - VII.1.1.2. Análisis por tareas
  - VII.1.2. La sustitución capital-trabajo
  - VII.1.3. La difusión de innovaciones
- VII.2. Impacto en la inclusión social y la variable de género

## ***SEGUNDA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – ANÁLISIS OCUPACIONAL Y POR TAREAS***

## **VIII. INTRODUCCIÓN**

## **IX. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL EN EL EMPLEO LATINOAMERICANO**

- IX.1. Análisis ocupacional
  - IX.1.1. Estimaciones aplicando las probabilidades de automatización de Frey y Osborne
  - IX.1.2. Análisis ocupacional en base a probabilidades de automatización diferentes de Frey y Osborne
- IX.2. Análisis por tareas
  - IX.2.1. McKinsey (2017)
  - IX.2.2. PwC (2018)
  - IX.2.3. Brussevich et al. (2018)
  - IX.2.4. Nedelkoska y Quintini (2018)
- IX.3. Compilación de estimaciones de probabilidad de automatización de empleo en América Latina

## **X. HIPÓTESIS PARA EL CASO CHILENO**

## **XI. ANÁLISIS OCUPACIONAL**

### **XI.1. Metodología**

### **XI.2. Resultados y discusión**

#### **XI.2.1. Probabilidad de eliminación de empleos a nivel agregado**

#### **XI.2.2. Relación entre automatización de empleos y nivel educativo**

#### **XI.2.3. Impacto de la automatización en la inclusión social**

#### **XI.2.4. Impacto de la automatización por género**

#### **XI.2.5. Impacto en la inclusión social**

## **XII. ANÁLISIS POR TAREAS**

### **XII.1. Metodología**

### **XII.2. Resultados y discusión**

#### **XII.2.1. Probabilidad de eliminación de empleos a nivel agregado**

#### **XII.2.2. Impacto de la automatización por género**

## **XIII. CONCLUSIÓN: ANÁLISIS DE RESULTADOS COMPARADOS**

### ***TERCERA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – ANÁLISIS TEMPORAL***

## **XIV. INTRODUCCIÓN**

## **XV. LA LITERATURA SOBRE LA VARIABLE TEMPORAL EN EL ANÁLISIS DEL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN EL EMPLEO**

### **XV.1. La disponibilidad comercial**

#### **XV.1.1. Santos, Monroy y Moreno (2015)**

#### **XV.1.2. McKinsey Global Institute (2017)**

#### **XV.1.3. PwC (2018)**

### **XV.2. Sustitución capital-trabajo**

### **XV.3. Difusión de innovaciones**

### **XV.4. Conclusión**

## **XVI. ANÁLISIS TEMPORAL DE IMPACTO PARA EL CASO CHILENO**

### **XVI.1. Metodología**

#### **XVI.1.1. Determinación del punto terminal**

#### **XVI.1.2. Modelo de desarrollo temporal**

### **XVI.2. Resultados y discusión**

#### **XVI.2.1. Determinación del punto terminal**

#### **XVI.2.2. Análisis temporal**

#### **XVI.2.3. Total de la fuerza de trabajo afectada**

## **XVII. CONCLUSIÓN: IMPLICANCIAS PARA CHILE**

### ***CUARTA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – EFECTOS DE CREACIÓN DE EMPLEO***

## **XVIII. INTRODUCCIÓN**

## **XIX. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL EN LA CREACIÓN DE EMPLEO**

### **XIX.1. Análisis teóricos**

### **XIX.2. Análisis empíricos**

#### **XIX.2.1. Gartner (2017)**

#### **XIX.2.2. Foro Económico Mundial (2016)**

#### **XIX.2.3. Wolter et al. (2015)**

#### **XIX.2.4. McKinsey Global Institute (2017)**

#### **XIX.1.3. PwC (2018)**

## **XX. ANÁLISIS DE LA CREACIÓN DE EMPLEO PARA EL CASO CHILENO**

### **XX.1. Metodología y resultados**

#### **XX.1.1. Estimación en base a evolución de ocupaciones seleccionadas**

#### **XX.1.2. Estimación en base a la extrapolación del estudio del Foro Económico Mundial (2016)**

#### **XX.1.3. Estimación en base a evolución del empleo en ocupaciones con bajo riesgo de automatización**

#### **XX.1.4. Discusión de resultados**

## **XXI. CONCLUSIÓN: IMPLICANCIAS PARA CHILE**

### ***QUINTA PARTE: RECOMENDACIONES DE POLÍTICA PÚBLICA***

## **XXII. INTRODUCCIÓN**

## **XXIII. IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN LA DESAPARICIÓN, RESTRUCTURACIÓN Y CREACIÓN DE EMPLEOS EN CHILE**

### **XXIII.1. La desaparición de empleos como resultado de la automatización de procesos productivos**

### **XXIII.2. Análisis temporal**

### **XXIII.3. Efectos compensatorios de creación de empleo**

### **XXIII.4. Resultados finales**

## **XXIV. DESARROLLO DE CAPACIDADES**

- XXIV.1. Estimación de ocupaciones necesarias**
- XXIV.2. Formular programas de capacitación**

## **XXV. PROMOCIÓN DE EMPLEOS**

- XXV.1. Introducir subsidios a la transición laboral**
- XXV.2. Promover la formalización del empleo informal**
- XXV.3. Iniciativas para amenguar la disrupción social**
- XXV.4. Creación de empleos no vinculados a la automatización**

## **XXVI. ADAPTACIÓN INSTITUCIONAL**

- XXVI.1. Arquitectura de colaboración interministerial**
- XXVI.2. Inclusión del sector empresarial privado**
- XXVI.3. Revitalizar la representación colectiva**

## **XXVII. CONCLUSIÓN**

### **BIBLIOGRAFÍA**

### **ANEXOS**

- A. Metodología de conversión de las probabilidades de Frey y Osborne a los datos de CASEN**
- B. Metodología de análisis de la base PIAAC**
- C. Modelo de Bass**

## RESUMEN EJECUTIVO

El análisis del impacto de las revoluciones industriales en el empleo se remonta al siglo XVI cuando se registran los primeros testimonios del impacto de tecnología en el mercado de trabajo<sup>1</sup>. Desde ese momento, el estudio del impacto de tecnologías en el empleo ha sido un tema importante en el análisis económico, aunque el mismo se ha intensificado con la llegada de la denominada “Cuarta Revolución Industrial”.

Resulta importante mencionar, sin embargo, que la investigación sobre el impacto en el empleo de la Cuarta Revolución Industrial no es absolutamente coincidente respecto a algunos puntos de partida fundamentales. En particular, la literatura académica no presenta una visión unificada sobre qué es lo que se entiende por Cuarta Revolución Industrial. Al mismo tiempo, la discusión precipitada de políticas públicas sobre cómo resolver la disrupción en el mercado de trabajo asociada con este evento ha limitado el análisis de los efectos reales en el empleo.

Una revisión de la literatura demuestra que, si bien el concepto de Cuarta Revolución Industrial ha sido usado generalmente para documentar el cambio de paradigma de procesos productivos como resultado de la introducción de nuevas tecnologías digitales, no existe un consenso sobre los detalles del mismo. Diferentes investigadores académicos y formuladores de políticas públicas todavía no han alcanzado un consenso respecto a los detalles esenciales de este fenómeno. Es por ello que resulta difícil abordar un análisis de impacto socio-económico hasta poder precisar algunos elementos clave:

- ¿Cuáles son los cambios en procesos productivos desencadenados por la Cuarta Revolución Industrial?
- ¿Cuáles son las tecnologías asociadas a la Cuarta Revolución Industrial?

El concepto de Industria 4.0 fue definido por primera vez en 1988 para ilustrar la participación de un equipo de científicos en la introducción de una invención en el proceso productivo (Rostow, 1988). Posteriormente, el concepto fue utilizado para describir aplicaciones de nanotecnología (Parthasarathi and Thilagavathi, 2011; Hung, Wang, and Chang, 2012). A partir de la segunda década del siglo XXI, la combinación de factores económicos y la evolución tecnológica llevó a la actualización del concepto de Cuarta Revolución Industrial en el marco de políticas públicas. Numerosos gobiernos del mundo industrializado y de ciertos países

---

<sup>1</sup> Uno de ellos es citado por Acemoglu and Robinson (2012) y se refiere a la decisión tomada por Isabel I prohibiendo la difusión en Inglaterra del telar mecánico inventado por William Lee en 1589 por temor a la desocupación que este podría ocasionar. El segundo es citado por Eisenstein (1979) y se refiere a la reacción de la gilda de copistas de París cuando Faust llega a la ciudad ofreciendo biblias impresas gracias a la tecnología de Gutenberg. Si bien los dos ejemplos demostraban que las gildas tenían suficiente capacidad para resistir una innovación tecnológica, estas habían perdido su poder político disuasivo con el desarrollo de la primera revolución industrial, cuando el Parlamento británico decreta penas a ser impuestas si se destruían maquinarias de manufactura industrial.



emergentes lanzaron estrategias de desarrollo industrial 4.0 con el objeto de modernizar y digitalizar industrias manufactureras para aumentar su competitividad a nivel internacional. Estos planes fueron formulados en el contexto del avance tecnológico en el Internet de las Cosas y el desarrollo de sistemas de producción ciber-físicos y su impacto en industrias manufactureras.

Es importante mencionar que, si bien el eje central de los planes gubernamentales de la Cuarta Revolución Industrial es la manufactura, una dimensión importante de su impacto en el empleo se refiere al sector primario (mediante, por ejemplo, la agricultura de precisión) y especialmente terciario (sobre todo en el comercio).

Más allá de la mención del Internet de las Cosas y los sistemas ciber-físicos (ACATECH, 2013), los planes gubernamentales formulados bajo el concepto de Cuarta Revolución Industrial no coinciden en identificar las tecnologías que la facilitan. La literatura académica sobre la Cuarta Revolución Industrial es un poco más precisa, aunque no coincidente en términos de las tecnologías facilitadoras. Liao, Y. et al (2017) en su estudio de la literatura académica sobre Industria 4.0 identificaron siete tecnologías mencionadas en la investigación:

- Big data analíticos
- Computación en la nube
- Realidad aumentada
- Realidad virtual
- Machine Learning
- Impresión aditiva o 3D
- Procesamiento de lenguaje natural

A estas tecnologías se deberían sumar los sistemas robóticos, y los sensores asociados con el concepto de Internet de las Cosas.

### ***Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la automatización de empleo***

Si bien los estudios sobre el impacto de la automatización en el empleo se remontan, como se menciona arriba, a finales del siglo XX (Bresnahan, 1999), la investigación académica de la Cuarta Revolución Industrial de los últimos quince años se enfoca en el supuesto que el progreso tecnológico conlleva un incremento en el empleo “automatizable”, y por lo tanto implica una disrupción en el mercado laboral. Usando como punto de partida, la distinción de Autor, Levy and Murnane (2003) que plantea que los empleos pueden ser clasificados de acuerdo con dos dimensiones (rutinaria-no rutinaria, y cognitiva-no cognitiva), la hipótesis de base es que el avance tecnológico permite a tecnologías digitales avanzadas automatizar no solo ocupaciones rutinarias sino también aquellas no rutinarias y cognitivas, como la escritura de documentos legales o la conducción de vehículos. A partir de esta hipótesis, se pueden diferenciar dos abordajes metodológicos diferentes para estudiar el impacto en el empleo: 1) el impacto en la automatización de ocupaciones

y 2) el impacto de automatización de tareas **dentro** de cada ocupación. Esta distinción no es solo puramente metodológica ya que plantea que gran parte de las ocupaciones incluyen tareas “automatizables” y otras no, con lo cual las ocupaciones no desaparecen como resultado de la Cuarta Revolución Industrial, sino que simplemente cambian en su perfil laboral.

### ***Marco conceptual para estimar el impacto de la cuarta revolución industrial en el empleo de Chile***

La estimación del impacto de la Cuarta Revolución Industrial en el empleo de Chile llevado adelante en este estudio está estructurada en tres componentes:

- Estimación de desaparición de puestos de trabajo a partir de la sustitución de empleo por tecnologías como la inteligencia artificial y sistemas robóticos;
- Proyección en el tiempo del proceso de sustitución capital-trabajo a partir de la disponibilidad comercial, la reducción de costos y la difusión de dichas tecnologías en procesos productivos;
- La creación de empleo que ocurre como consecuencia de la Cuarta Revolución Industrial y los efectos netos de destrucción y creación en la fuerza de trabajo (es decir, los efectos compensatorios).

El estudio de la desaparición de puestos de trabajo es realizado de manera paralela en base al análisis ocupacional y al análisis por tareas a partir de las metodologías desarrolladas originalmente por Frey y Osborne (2013) y Nedelkoska y Quintini (2018)<sup>2</sup> respectivamente. El análisis ocupacional está basado en la identificación de efectos en el empleo utilizando las estadísticas de la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN) del Ministerio de Desarrollo Social. El análisis por tareas está basado en los datos para Chile contenidos en la base PIAAC (*Program for the International Assessment of Adult Competencies*) de la OCDE.

Ambas 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 y la difusión de innovaciones. Adicionalmente, estos análisis dejan de lado otros factores exógenos como la legislación social regulando el mercado de trabajo, y preferencias sociales respecto al proceso de automatización. Es por ello que el segundo componente de este estudio retoma las estimaciones de impacto presentadas en los análisis precedentes y calcula el impacto de la variable temporal, presentando dichas estimaciones a lo largo del tiempo. Para ello, se define el “punto terminal” o sea el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización en el futuro y se construye un modelo de desarrollo temporal entre la actualidad y el punto de impacto terminal en el futuro basado en escenarios de difusión de innovaciones.

---

<sup>2</sup> Esta última es una modificación metodológica del primer análisis por tareas realizado por Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U. (2016).

El tercer componente estima la creación de empleo como resultado de la entrada de Chile en la Cuarta Revolución Industrial, y por lo tanto excluyen otros efectos de creación de empleo como el incremento de ocupaciones relacionadas con los servicios de salud. Estos efectos compensatorios están estimados a partir de la evolución de la fuerza laboral en Chile entre el 2013 y el 2017 de acuerdo con la encuesta CASEN, donde se mide aquellos empleos creados como resultado de la automatización, descontándose los efectos naturales de creación de empleo.

### ***La desaparición de empleos como resultado de la automatización de procesos productivos***

Como se menciona arriba, este análisis está basado en dos metodologías:

- La aplicación de las probabilidades de automatización de ocupaciones de Frey y Osborne (2013) a las estadísticas de Chile para el 2013, 2015 y 2017.
- La estimación de probabilidades de automatización de ocupaciones a partir del estudio de las tareas que cada una de ellas involucra basándose en la hipótesis de que, si 70% de las tareas son vulnerables a la automatización, dicha ocupación desaparecerá. Alternativamente, si el porcentaje de tareas automatizadas dentro de una ocupación representa entre el 50% y 70%, dicha ocupación sufrirá una reestructuración significativa.

### ***Estimación de acuerdo con el análisis ocupacional***

De acuerdo con el análisis de la encuesta CASEN para el 2017 en base a las probabilidades de Frey y Osborne (2017), 57.81% de los empleos de Chile enfrentan “una alta probabilidad de automatización en las próximas dos décadas”. La comparación de esta estimación con el análisis para el 2015 y el 2013 demuestra una tendencia decreciente en el porcentaje de la fuerza laboral que enfrenta un alto riesgo de automatización. Para comprender lo que está determinando esta tendencia debemos adentrarnos en el análisis de la relación entre probabilidad de automatización y nivel educativo (ver cuadro A).

**Cuadro A. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por nivel educativo (2013-17)**

|                      | <b>2013</b> | <b>2015</b> | <b>2017</b> |
|----------------------|-------------|-------------|-------------|
| Observaciones        | 7,237,068   | 7,504,430   | 7,830,9358  |
| Probabilidad         | 58.91%      | 58.53%      | 57.81 %     |
| Desviación estándar  | 0.2854      | 0.2926      | 0.2917      |
| Sin educación básica | 72.37%      | 70.83%      | 72.48%      |
| Educación básica     | 68.81%      | 68.24%      | 68.87%      |
| Educación media      | 65.94%      | 66.03%      | 65.38%      |
| Educación superior   | 36.34%      | 38.01%      | 38.22%      |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

La primera observación generada a partir del cuadro A es una confirmación de lo fundamentado en otros estudios similares, respecto a que la probabilidad de automatización de empleo disminuye con el nivel educativo de los trabajadores. 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. De acuerdo con los valores del cuadro A surge el interrogante de cómo es posible que el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización haya disminuido del 58.91% en el 2013 a 57.81% en el 2017 si los porcentajes de empleos vulnerables se mantienen relativamente estables para los primeros tres niveles educativos año a año y aumentan en el nivel de educación superior. De acuerdo con la tendencia en los valores por nivel educativo, el porcentaje de la fuerza laboral con alto riesgo de automatización debería aumentar y no disminuir.

La clave reside en analizar los cambios en la distribución de la fuerza de trabajo por nivel educativo en el país (ver cuadro B).

**Cuadro B. Chile: Distribución de la fuerza de trabajo por nivel educativo (2013-17)**

|                      | <b>2013</b> | <b>2015</b> | <b>2017</b> |
|----------------------|-------------|-------------|-------------|
| Sin educación básica | 10.85%      | 9.72%       | 9.19%       |
| Educación básica     | 23.40%      | 21.78%      | 20.33%      |
| Educación media      | 37.36%      | 38.31%      | 37.58%      |
| Educación superior   | 28.39%      | 30.19%      | 32.90%      |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Como se observa en el cuadro B, el porcentaje de la fuerza laboral con educación superior en Chile aumentó de 28.39% a 32.90% entre el 2013 y el 2017. Con ello, a pesar de que la probabilidad de automatización de trabajadores con educación superior se incrementó (de 36.34% a 38.22%) y se mantuvo estable en el resto de los niveles educativos, esto resultó en una disminución en el porcentaje de fuerza laboral pasible de ser automatizada. El incremento de trabajadores con educación superior ampliamente superó el aumento de la probabilidad de automatización de ocupaciones. En otras palabras, la clave en la reducción de vulnerabilidad de empleos a la automatización reside en incrementar el nivel educativo de la fuerza laboral.

Esta última conclusión puede estar reflejando, asimismo, un fenómeno de segundo orden: el desplazamiento del mercado laboral de la población menos educada hacia la población más educada. En este sentido, el aumento del nivel educativo de la fuerza de trabajo puede estar generando un impacto en la pérdida de empleo por parte de aquellos individuos que carecen de educación, lo que resulta en un efecto derivado de exclusión social.

Adicionalmente, el análisis ocupacional permite detectar tres dimensiones de exclusión social resultantes de la probabilidad de automatización de empleo en Chile:

- La probabilidad de automatización de empleo afecta más a los trabajadores ubicados en el primer decil de ingreso que en los otros deciles (en el primer decil la probabilidad de automatización alcanza a 69.81% de los empleos);
- La vulnerabilidad a la automatización es más alta para trabajadores de origen indígena que para aquellos que no lo son (en la encuesta CASEN del 2017 la probabilidad es de 61.27%, o sea cuatro puntos porcentuales mas alta que la media nacional); y
- La probabilidad de automatización de empleo es más alta para trabajadores de origen extranjero que para los chilenos (en este caso es de 60.23%).

Finalmente, la reducción en el porcentaje de trabajadores cuya ocupación está en alta probabilidad de automatización afecta más al género masculino que al femenino (ver cuadro C).

**Cuadro C. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por género (2013-17)**

|                | 2013   | 2015   | 2017    |
|----------------|--------|--------|---------|
| Nivel agregado | 58.91% | 58.53% | 57.81 % |
| Hombres        | 60.26% | 60.01% | 59.51%  |
| Mujeres        | 57.04% | 56.58% | 55.60%  |

*Fuente: análisis de los autores*

#### ***Estimación de acuerdo con el análisis por tareas***

De acuerdo con el análisis de los datos de la encuesta PIAAC para Chile, la probabilidad promedio de automatización de empleo (ponderada por su factor de expansión) es de 51.76% con un desvío estándar de 0.2038, una probabilidad mínima de 4.51% y una probabilidad máxima 90.12%.

Considerando que las ocupaciones en alto riesgo son aquellas que tienen una probabilidad de automatización mayor al 70% de las tareas, se estima ese valor a partir de la función de densidad acumulada lo que resulta en 22.51% de los trabajadores. Un análisis de sensibilidad determina el riesgo de desaparición de empleo con diferentes umbrales de probabilidad de automatización de tareas (50%, 55%, 60%, 65%, 70%, 75% y 80%) (ver cuadro D).

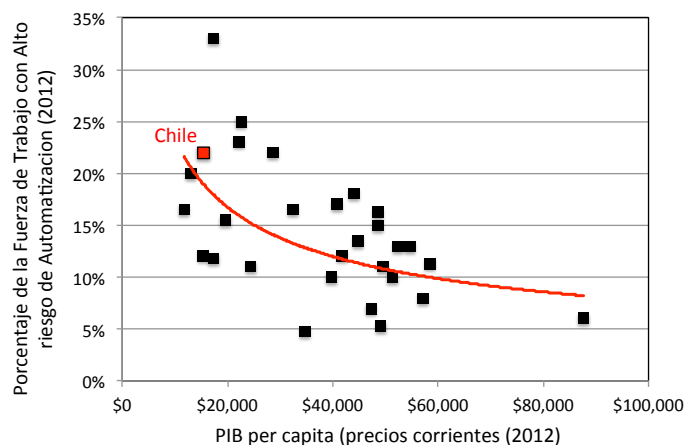
**Cuadro D. Chile: Porcentaje de ocupaciones automatizables (2015)**

| Probabilidad de tareas automatizables por ocupación | Porcentaje de ocupaciones |
|-----------------------------------------------------|---------------------------|
| 50%                                                 | 55.94%                    |
| 55%                                                 | 49.54%                    |
| 60%                                                 | 41.95%                    |
| 65%                                                 | 30.45%                    |
| 70%                                                 | 22.51%                    |
| 75%                                                 | 14.98%                    |
| 80%                                                 | 5.22%                     |
| Población                                           | 9,837,039                 |
| Media                                               | 51.75%                    |

*Fuente: análisis de los autores*

El análisis de sensibilidad es ilustrativo en el sentido de que permite determinar dos niveles de disrupción laboral. El umbral de 70% de tareas automatizables define aquellas ocupaciones con alta probabilidad de automatización (y consecuentemente de pérdida de empleo): 22.51% (o sea aproximadamente 2,070,000 trabajadores). Los puntos de corte inferiores indican empleos que sufrirán un elevado nivel de transformación como resultado de la digitalización. Por ejemplo, considerando el punto de corte de 60% (la mediana de la curva de densidad), otros 1,800,000 enfrentarían un alto grado de transformación de su ocupación, lo que requerirá intensos programas de capacitación. Usando el umbral de 70% de tareas automatizables, y comparando nuestra estimación de Chile con las estimaciones generadas por Nedelkoska y Quintini (2018) para el resto de los países de la OCDE se pueden comenzar a identificar las variables que determinan el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización (ver Gráfico E).

**Gráfico E. Países de la OCDE: PIB per cápita en USD vs. Porcentaje del empleo con alto riesgo de automatización**



*Fuentes: IMF; Nedelkoska y Quintini (2018); análisis de los autores*

Como se observa en el gráfico E, existe una relación inversa entre el grado de desarrollo económico de un país y el porcentaje de la fuerza de trabajo que enfrenta un riesgo de automatización. Asimismo, la posición de Chile en el universo de países de la OCDE indica que el impacto de la automatización es más alto en países emergentes, con lo cual la probabilidad de desaparición de empleo para Chile debería ser más elevada que para las economías avanzadas.

De acuerdo con el análisis por tareas, la probabilidad promedio de automatización para hombres es de 51.29% y para mujeres 52.32%. La diferencia en el valor promedio entre ambas probabilidades no es estadísticamente significativa.

### ***Comparación entre el análisis ocupacional y el análisis por tareas***

La comparación de resultados generados por las dos metodologías demuestra que ambas son relativamente consistentes. El análisis ocupacional podría estar

calculando no solo la destrucción de empleo, tal y cual es concebida en el análisis de tareas sino también la reestructuración de ocupaciones como resultado de la digitalización. El porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización si 50% de las tareas de cada ocupación son automatizables (55.94%) es cercano a la estimación del análisis ocupacional de pérdida de empleos (58.53%).

En este sentido, y retomando la formulación de Nedelkoska y Quintini (2018), la estimación con el punto de corte del 70% indicaría los empleos chilenos con alto riesgo de automatización (2,070,000 trabajadores), mientras que el punto de corte del 50% incluye los trabajadores cuyo empleo será reestructurado en función de la incorporación de tecnologías digitales (1,800,000 empleos). En particular, esta es una categoría de la fuerza laboral que recibe menos programas de capacitación por parte de empresas del sector privado y enfrenta mayores barreras a la formación continua debido a límites de tiempo y motivación temporal.

### ***Impacto temporal de la automatización en la desaparición y reestructuración de empleos***

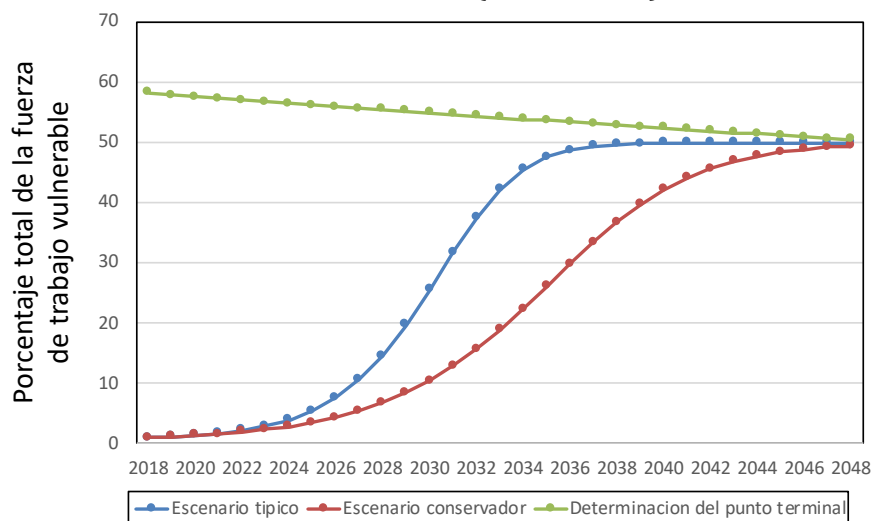
Las estimaciones presentadas arriba asumen implícitamente que la tecnología ya ha sido desarrollada, está disponible comercialmente y ha sido adoptada en el tejido productivo. Ambas aproximaciones excluyen el factor temporal asociado tanto con transformaciones en la fuerza de trabajo en el futuro (crecimiento, aumento del nivel educativo) como con la disponibilidad comercial de la tecnología, y el proceso de adopción condicionado por factores microeconómicos y la difusión de innovaciones. Adicionalmente, estos análisis dejan de lado otros factores exógenos como la legislación social regulando el mercado de trabajo, y preferencias sociales respecto al proceso de automatización.

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 primera 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. Considerando la dificultad de evaluar de manera rigurosa la evolución de cada una de las variables temporales, se considera en este estudio que el lapso aproximado para alcanzar máximo impacto de automatización en Chile es 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 (Katz et al, 2018; Katz et al. 2019).

Para determinar el punto terminal de impacto, se extrapola la tendencia registrada entre 2013 y 2017. Para ello, se toman los valores totales de empleos afectados en 2013, 2015 y 2017 de acuerdo con el análisis ocupacional de Frey y Osborne realizado sobre la encuesta CASEN y se los desagrega entre empleos automatizados y empleos reestructurados de acuerdo con el análisis por tareas de los datos de PIAAC del 2015<sup>3</sup>. La proyección al 2048 es hecha con base a los cambios en empleos totales afectados registrada entre el 2013 y el 2017. Así, en el 2048 se estima que 49.95% de la fuerza de trabajo chilena estaría afectada por la automatización de procesos productivos. De este porcentaje, 20.10% representan empleos que serían eliminados y 29.85% son empleos que serán significativamente reestructurados.

Una vez, determinado el punto terminal de impacto de la automatización, se construye un modelo de impacto temporal entre el 2018 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, a partir de dos escenarios: el primero se basa en los valores típicos de (p) y (q) usados en los modelos de Bass<sup>4</sup>; el segundo asume una evolución más gradual para el valor de (q). Este análisis permite calcular la evolución temporal del porcentaje de la fuerza de trabajo chilena vulnerable a la automatización (gráfico F).

**Gráfico F. Chile: Evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización (2018-2048)**



Fuente: Análisis de los autores

De acuerdo con el gráfico F, el porcentaje de la fuerza de trabajo con riesgo de automatización disminuye en el tiempo a partir de la tendencia a mayor educación

<sup>3</sup> El cálculo al 2015 es adaptado para alcanzar el valor de 58.53%.

<sup>4</sup> P es la probabilidad de adopción en cada período. Define cuán rápido crece la curva  
Q define la rapidez con la cual el modelo de difusión se detiene, o sea alcanza su punto maximo.



identificado en base al análisis de la encuesta CASEN entre el 2013 y el 2017. Con esta base, de acuerdo con los dos escenarios de desarrollo de la automatización, hacia el 2028 habrán desaparecido entre 270,000 (escenario gradual) y 581,000 (escenario típico del modelo de Bass) empleos como resultado de la automatización, mientras que 404,000 (escenario gradual) y 863,000 (escenario típico del modelo de Bass) se verán significativamente reestructurados.

### ***Efectos compensatorios de creación de empleo***

Para estimar el impacto en creación de empleos de la automatización se procede con tres metodologías alternativas. La primera de ellas consiste en analizar la evolución de la fuerza laboral en Chile entre el 2013 y el 2017 de acuerdo con la encuesta CASEN. En la misma, se discriminan los empleos para las ocupaciones que registran un impacto positivo de la automatización (Foro Económico Mundial, 2016). La segunda metodología toma como base el impacto global del mismo estudio que indica que la automatización tendrá sobre empleos, y se estima cuál sería el número equivalente en Chile en base a la relación entre el PIB de Chile y el PIB de los países considerados en la investigación mencionada. La última metodología divide a las ocupaciones de la encuesta CASEN entre aquellas con bajo, medio y alto riesgo de automatización (usando las probabilidades de Frey y Osborne). A partir de ello, se analiza la evolución de los empleos entre el 2013 y el 2017 para el grupo con bajo riesgo de automatización. Las tres metodologías producen resultados consistentes en términos de la creación anual de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial (ver cuadro G).

**Cuadro G. Chile: Estimaciones de creación de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial**

| <b>Metodologías</b>                                                                                                       | <b>Estimación</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------|
| 1. Estimación basada en las ocupaciones identificadas en el estudio del Foro Económico Mundial                            | 31,957            |
| 2. Estimación en base a la extrapolación del estudio del Foro Económico Mundial (2016)                                    | 32,734            |
| 3. Estimación en base a evolución del empleo en oficios con bajo riesgo de automatización (de acuerdo con Frey y Osborne) | 32,105            |

*Fuente: autores*

Las estimaciones realizadas a través de diferentes metodologías coinciden en que la Cuarta Revolución Industrial está creando en Chile alrededor de 32,000 empleos anuales. Estos empleos tienden a concentrarse en ocupaciones tales como operaciones de negocio y finanzas, gerencia y administración de empresas, técnicos de Informática y matemáticos, profesionales de Arquitectura e ingeniería, empleados de Comercio y Educación, todas requiriendo un alto nivel educativo. Como se menciona arriba, estos nuevos empleos excluyen aquellos generados por efectos naturales como el aumento de trabajadores en servicios de salud. Por otra parte, de acuerdo con el análisis de desaparición de empleo presentado arriba, se estima que ya en el 2018, de acuerdo con el escenario gradual de desarrollo de la Cuarta

Revolución Industrial, han desaparecido 35,000 empleos mientras que 52,000 han sido reestructurados a partir de la introducción de nuevas tecnologías. Es decir, que el efecto neto entre desaparición y creación de empleo es nulo en la actualidad, excepto que debido a que la creación de empleo se sitúa en ocupaciones de alto nivel educativo y la desaparición de los mismos en empleos rutinarios, el escenario actual presenta una tendencia a la polarización del empleo y aceleramiento de la exclusión social. En otras palabras, parte de los trabajadores que han perdido empleo tienden a incorporarse a ocupaciones menos calificadas.

### ***Conclusión***

Mirando hacia el futuro, la desaparición de empleo en Chile tiende a acelerarse. En el 2028, el número de empleos eliminados como resultado de la automatización se sitúa en 272,000. ¿Hasta qué punto la creación de empleo aumentará en el futuro a partir del valor actual de 32,000? Esto es difícil de estimar, aunque, de alguna manera, esto 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 vulnerables como consecuencia del aumento del nivel educativo de la fuerza de trabajo valida esta recomendación. Si la creación anual de empleos en el futuro no aumenta más del valor actual de 32,000 (hipótesis de mínima), ya en cinco años se estima una desaparición neta de 57,000 empleos y una reestructuración de 132,000<sup>5</sup>.

Bajo este escenario, 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 (trabajadores en el primer decil de ingresos, población aborigen, y extranjeros) son escenarios por considerar. Es por ello que, de aquí en más la generación de empleos debe ser un eje fundamental de intervención del Estado, incluyendo las políticas públicas orientadas a formar capital humano adaptado a los nuevos requerimientos del mercado.

En resumen, 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

---

<sup>5</sup> Se estima que al 2023 en Chile como efecto de la automatización se destruirán 89.000 empleos y serán reestructurados 132.000 empleos. Para obtener el efecto neto a los 89.000 empleos destruidos hay que restarle los 32.000 que son creados. Por lo que el efecto neto es de 57.000 empleos que desaparecerán y 132.000 que serán automatizados.

- 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

## **I. OBJETIVOS DEL ESTUDIO**

El propósito de este estudio es analizar el impacto social de la digitalización de la producción en América Latina. Más específicamente, el objetivo es cuantificar el impacto de los cambios asociados con la adopción de tecnologías digitales avanzadas (enmarcadas dentro del concepto de Industria 4.0) en el empleo de países emergentes. Las preguntas clave a investigar son cuatro, siempre en el marco de países emergentes:

- ¿Cuál será la disrupción en el mercado de trabajo como resultado de la introducción de tecnologías asociadas al concepto de Industria 4.0?
- ¿Cuál es el horizonte de impacto a considerar en el posible impacto disruptivo de dichas tecnologías?
- ¿A partir del análisis del nivel de disrupción estimado, cuáles serán los desequilibrios posibles entre el nivel de capacitación de la fuerza laboral y las necesidades del sistema productivo?
- ¿Cuál será el impacto a nivel de género entre las necesidades del sistema productivo y el perfil del mercado laboral?

Para ello, se comienza en la primera parte del estudio analizando la investigación académica referente al análisis de impacto laboral de la llamada Cuarta Revolución Industrial. Esto permite realizar las adaptaciones necesarias para poder usar los marcos conceptuales y metodologías al análisis de la realidad latinoamericana. Una vez hechas las modificaciones al marco conceptual y metodológico, este es utilizado para analizar el caso chileno. La segunda parte analiza la desaparición o reestructuración de empleo en Chile, mientras que la tercera parte estudia la creación de empleo. Habiendo establecido el número de empleos a desaparecer o ser reestructurados, así como de los empleos a ser creados por la Cuarta Revolución Industrial, se realiza un análisis temporal para establecer cuando estos pronósticos se materializarán en el tiempo (cuarta parte). Los análisis previos permiten generar una base empírica para elaborar en la quinta parte una propuesta de política pública con relación al impacto resultante de la incorporación de tecnologías avanzadas en el empleo (demanda de recursos humanos capacitados en un entorno de digitalización de los procesos productivos, capacitación de la fuerza de trabajo, mecanismos de control de la disrupción laboral, etc.).

# ***PRIMERA PARTE: ANÁLISIS DE LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN EL EMPLEO***

## **II. INTRODUCCIÓN**

Esta primera parte se enfoca en la definición del marco conceptual que servirá de base para el análisis empírico que se centrará en el estudio de estadísticas de Chile. Para ello, se comienza por revisar la investigación realizada a la fecha sobre el impacto de la Cuarta Revolución Industrial en economías avanzadas. La literatura es analizada en términos de metodologías de análisis cuantitativo (capítulo III), el impacto en la inclusión social (capítulo IV), y las implicancias de género (capítulo V). Esto permite desglosar los marcos conceptuales implícitos de los diferentes abordajes (capítulo VI), lo que permite comenzar a establecer el marco conceptual a ser usado en el estudio de la realidad chilena (capítulo VII).

## **III. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL EN EL EMPLEO**

El análisis del impacto de las revolución industriales en el empleo se remonta al siglo XVI cuando se registran los primeros testimonios del impacto de tecnología en el mercado de trabajo. Uno de ellos es citado por Acemoglu and Robinson (2012) y se refiere a la decisión tomada por Isabel I prohibiendo la difusión en Inglaterra del telar mecánico inventado por William Lee en 1589 por temor a la desocupación que este podría ocasionar. El segundo es citado por Eisenstein (1979) y se refiere a la reacción de la guilda de copistas de París cuando Faust llega a la ciudad ofreciendo biblias impresas gracias a la tecnología de Gutenberg. Si bien los dos ejemplos demostraban que las guildas tenían suficiente capacidad para resistir una innovación tecnológica, estas habían perdido su poder político disuasivo con el desarrollo de la primera revolución industrial, cuando el Parlamento británico decreta penas a ser impuestas si se destruían maquinarias de manufactura industrial. Desde ese momento, el estudio del impacto de tecnologías en el empleo ha sido un tema importante en el análisis económico (ver, por ejemplo, Keynes, 1933; Nef, 1957; Braverman, 1974), aunque el mismo se ha intensificado con el advenimiento de la Cuarta Revolución Industrial.

Resulta importante mencionar, sin embargo, que la investigación sobre el impacto en el empleo de la Cuarta Revolución Industrial no es absolutamente coincidente respecto a algunos puntos de partida fundamentales. En particular, la literatura académica no presenta una visión unificada sobre qué es lo que se entiende por Cuarta Revolución Industrial. Al mismo tiempo, la discusión precipitada de políticas públicas sobre cómo resolver la disrupción en el mercado de trabajo asociada con este evento ha limitado (o sesgado) el análisis de los efectos reales en el empleo: ¿es posible proyectar una reducción significativa en el empleo o podrá ser esta controlada? ¿Es posible considerar una creación de empleo como resultado de la revolución industrial que compense la reducción de la fuerza laboral como resultado

de la automatización? ¿Es posible considerar que el principal factor disruptivo se debe a la falta de equilibrio entre las necesidades de fuerza de trabajo y la oferta de trabajadores con las habilidades requeridas?

Este capítulo analiza los diferentes cuerpos teóricos alrededor de tres temas fundamentales:

- ¿Qué es lo que se define como Cuarta Revolución Industrial?
- ¿Cómo se ha analizado hasta el momento el impacto en el empleo de la Cuarta Revolución Industrial?
- ¿Cuáles son los efectos compensatorios que podrían amenguar la pérdida de empleo?

### **III.1. Conceptualización del cambio tecnológico en la Cuarta Revolución Industrial**

Una breve revisión de la literatura demuestra que, si bien el concepto de Cuarta Revolución Industrial ha sido usado generalmente para documentar el cambio de paradigma de procesos productivos como resultado de la introducción de nuevas tecnologías digitales, no existe un consenso sobre los detalles del mismo. Diferentes investigadores académicos y formuladores de políticas públicas todavía no han alcanzado un consenso como detalles esenciales a lo que este fenómeno se refiere. Es por ello que resulta difícil abordar un análisis de impacto socio-económico hasta poder precisar algunos detalles esenciales:

- ¿Cuáles son los cambios en procesos productivos desencadenados por la Cuarta Revolución Industrial?
- ¿Cuáles son las tecnologías asociadas a la Cuarta Revolución Industrial?

#### **III.1.1. El concepto de Cuarta Revolución Industrial (también denominada Industria 4.0)**

El concepto de Industria 4.0 fue definido por primera vez en 1988 para ilustrar la participación de un equipo de científicos en la introducción de una invención en el proceso productivo (Rostow, 1988). Posteriormente, el concepto fue utilizado para describir aplicaciones de nanotecnología (Parthasarathi and Thilagavathi, 2011; Hung, Wang, and Chang, 2012).

A partir de la segunda década del siglo XXI, la combinación de factores económicos y la evolución tecnológica llevó a la actualización del concepto de Cuarta Revolución Industrial en el marco de políticas públicas. Numerosos gobiernos del mundo industrializado y de ciertos países emergentes lanzaron estrategias de desarrollo industrial 4.0 con el objeto de modernizar y digitalizar industrias manufactureras para aumentar su competitividad a nivel internacional. Estos planes fueron formulados en el contexto del avance tecnológico en el Internet de las Cosas y el

desarrollo de sistemas de producción ciber-físicos y su impacto en industrias manufactureras (ver cuadro I-1).

**Cuadro I-1. Agendas y Planes Gubernamentales relacionados con la Cuarta Revolución Industrial**

| País           | Año  | Plan                                                  | Objeto                                                                                             |
|----------------|------|-------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Estados Unidos | 2012 | • Advanced manufacturing Partnership 2.0              | • Preparar al país para liderar la nueva generación de industrias manufactureras                   |
|                | 2014 | • Manufacturing USA                                   |                                                                                                    |
| Alemania       | 2012 | • High-Tech Strategy 2020                             | • Desarrollo de tecnologías de punta<br>• Liderar la nueva generación de industrias manufactureras |
|                | 2013 | • Industrie 4.0                                       |                                                                                                    |
| Francia        | 2013 | • La Nouvelle France Industrielle                     | • Priorización de una política industrial basada en tecnologías de avanzada                        |
|                | 2015 | • Alliance Industrie du Futur                         |                                                                                                    |
| Reino Unido    | 2013 | • Future of Manufacturing                             | • Políticas públicas enfocadas en la modernización de la manufactura                               |
|                |      | • Catapult High Value Manufacturing                   |                                                                                                    |
| Corea          | 2014 | • Manufacturing Innovation 4.0                        | • Cuatro ejes de avance de la manufactura                                                          |
| China          | 2015 | • Made in China 2025                                  | • Agenda de industrialización y digitalización de la manufactura                                   |
|                | 2016 | • Informatization and Industrial Development Strategy |                                                                                                    |
| Italia         | 2016 | • Piano Impresa 4.0                                   | •                                                                                                  |
| Portugal       | 2015 | • Produtech                                           | • Cluster portugués para la innovación digital                                                     |
| Japón          | 2015 | • 5th Science and Technology Basic Plan               | • Plan ministerial para el desarrollo de la sociedad inteligente                                   |
|                | 2015 | • Industrial Value Chain Initiative                   |                                                                                                    |
| India          | 2014 | • Make in India                                       | • Iniciativas sectoriales para desarrollar la capacidad manufacturera del país                     |
| Australia      | 2013 | • Next Wave of Manufacturing                          | • Plan de desarrollo del sector manufacturero                                                      |
| España         | 2015 | • Industria Conectada 4.0                             | • Promoción de la competitividad de manufactura                                                    |
| Singapur       | 2016 | • Research, Innovation and Enterprise 2020 Plan       | • Desarrollo de ocho sectores industriales a priorizar en términos de su modernización             |
|                | 2014 | • Smart Nation                                        |                                                                                                    |

Fuentes: Liao, Y, et al. (2017); Katz, R. (2018); Cimoli (2018)

Es importante mencionar que, si bien el eje central de los planes gubernamentales de la Cuarta Revolución Industrial es la manufactura, una dimensión importante de su impacto en el empleo se refiere al sector primario (mediante por ejemplo, la agricultura de precisión) y especialmente terciario (sobre todo en el comercio).

### III.1.2. Tecnologías involucradas bajo el concepto de Cuarta Revolución Industrial

Más allá de la mención del Internet de las Cosas y los sistemas ciber-físicos (ACATECH, 2013), los planes gubernamentales formulados bajo el concepto de Cuarta Revolución Industrial no coinciden en identificar las tecnologías que la facilitan. La literatura académica sobre la Cuarta Revolución Industrial es un poco más precisa aunque no

coincidente en términos de las tecnologías facilitadoras. Liao, Y. et al (2017) en su estudio de la literatura académica sobre Industria 4.0 identificaron siete tecnologías mencionadas en la investigación:

- Big data analíticos
- Computación en la nube
- Realidad aumentada
- Realidad virtual
- Machine Learning
- Impresión aditiva o 3D
- Procesamiento de lenguaje natural

A estas tecnologías se deberían sumar los sistemas robóticos, y los sensores asociados con el concepto de Internet de las Cosas.

### **III.2. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la automatización de empleo**

Si bien los estudios sobre el impacto de la automatización en el empleo se remontan, como se menciona arriba, a finales del siglo XX (Bresnahan, 1999), la investigación académica de la Cuarta Revolución Industrial de los últimos quince años se enfoca en el supuesto que el progreso tecnológico conlleva un incremento en el empleo “automatizable”, y por lo tanto implica una disrupción en el mercado laboral. Usando como punto de partida, la distinción de Autor, Levy and Murnane (2003) que plantea que los empleos pueden ser clasificados de acuerdo a dos dimensiones (rutinaria-no rutinaria, y cognitiva-no cognitiva), la hipótesis de base es que el avance tecnológico permite a tecnologías digitales avanzadas automatizar no solo ocupaciones rutinarias sino también aquellas no rutinarias y cognitivas, como la escritura de documentos legales o la conducción de vehículos. A partir de esta hipótesis, se pueden diferenciar dos abordajes metodológicos diferentes para estudiar el impacto en el empleo: 1) el impacto en la automatización de ocupaciones y 2) el impacto de automatización de tareas **dentro** de cada ocupación. Esta distinción no es solo puramente metodológica ya que plantea que gran parte de las ocupaciones incluyen tareas “automatizables” y otras no, con lo cual las ocupaciones no desaparecen como resultado de la Cuarta Revolución Industrial, sino que simplemente cambian en su perfil laboral.

#### **III.2.1. El análisis ocupacional**

El cuerpo teórico originado a partir del estudio de Frey y Osborne (2013) se orienta a cuantificar aquellas ocupaciones que enfrentan un riesgo de ser automatizadas, es decir reemplazadas completamente por tecnologías digitales avanzadas. Es importante precisar que este cuerpo teórico se enfoca en el análisis de ocupaciones, cuya prosecución implica el desempeño de múltiples tareas (operaciones, trabajo en equipo, relacionamiento con clientes, etc.).



### III.2.1.1. Frey y Osborne (2013)

El trabajo de Carl Benedikt Frey y Michael Osborne (2013), fue inicialmente publicado como “working paper” por la División de Ciencias Sociales de la Universidad de Oxford. La pregunta que guió la investigación fue cuáles son los empleos que pueden ser sustituidos por la automatización, aunque los autores definen mas precisamente automatización como la combinación de *Machine Learning* (una rama de la inteligencia artificial) y sistemas robóticos móviles.

El punto de partida es la identificación de aquellas ocupaciones basadas en tareas repetitivas y rutinarias<sup>6</sup> que pueden ser reemplazadas por plataformas y algoritmos. Una de las premisas más importantes del trabajo es una estimación de la capacidad sustitutiva de la tecnología basada en la proyección del poder creciente de la computación derivado de *machine learning*, *data mining*, *machine vision*, y otras tecnologías. La probabilidad de sustitución de una ocupación está basada en el punto en donde la tecnología (aún bajo la premisa de progreso continuo esperado) no puede compensar la necesidad de inteligencia social, creatividad, y la interacción entre percepción y manipulación (como la requerida por un cirujano). La categorización de aquellas ocupaciones que pueden ser automatizadas requieren una actualización del modelo originalmente desarrollado por Autor, Levy and Murnane (2003) debido al avance del poder de tecnologías como la inteligencia artificial y los sistemas robóticos.

El punto inicial en términos de datos estadísticos para el estudio es la base de datos O\*NET del Departamento de Trabajo de los Estados Unidos. Esta base provee para 903 ocupaciones categorizadas en el *Standard Occupational Classification* usada por el gobierno estadounidense, una descripción de las tareas, capacidades, conocimiento, habilidades y educación que cada una involucra (ver ejemplo en el cuadro I-2).

**Cuadro I-2. Ejemplo de información incluida en O\*NET OnLine**

| Ocupación                | Técnico Ingeniero Civil                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                             |
|--------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Tareas                   | <ul style="list-style-type: none"><li>• Calculate dimensions, square footage, profile and component specifications, and material quantities using calculator or computer.</li><li>• Read and review project blueprints and structural specifications to determine dimensions of structure or system and material requirements.</li><li>• Draft detailed dimensional drawings and design layouts for projects and to ensure conformance to specifications.</li><li>• Confer with supervisor to determine project details such as plan preparation, acceptance testing, and evaluation of field conditions.</li><li>• Analyze proposed site factors and design maps, graphs, tracings, and diagrams to illustrate findings.</li></ul> |
| Habilidades tecnológicas | <ul style="list-style-type: none"><li>• Computer aided design CAD software</li><li>• Development environment software</li><li>• Electronic mail software</li><li>• Map creation software</li><li>• Spreadsheet software</li></ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |

<sup>6</sup> Para una dicotomía mas desarrollada ver el trabajo de Autor, Levy and Murnane (2003), que distingue entre tareas cognitivas y manuales por un lado y aquellas que son rutinarias y no rutinarias.

| <b>Ocupación</b>       | <b>Técnico Ingeniero Civil</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          |
|------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Conocimiento           | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Engineering and Technology — Knowledge of the practical application of engineering science and technology. This includes applying principles, techniques, procedures, and equipment to the design and production of various goods and services</li> <li>• Mathematics — Knowledge of arithmetic, algebra, geometry, calculus, statistics, and their applications</li> <li>• Building and Construction — Knowledge of materials, methods, and the tools involved in the construction or repair of houses, buildings, or other structures such as highways and roads</li> <li>• Design — Knowledge of design techniques, tools, and principles involved in production of precision technical plans, blueprints, drawings, and models</li> <li>• Clerical — Knowledge of administrative and clerical procedures and systems such as word processing, managing files and records, stenography and transcription, designing forms, and other office procedures and terminology.</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                          |
| Habilidades            | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Critical Thinking — Using logic and reasoning to identify the strengths and weaknesses of alternative solutions, conclusions or approaches to problems.</li> <li>• Active Listening — Giving full attention to what other people are saying, taking time to understand the points being made, asking questions as appropriate, and not interrupting at inappropriate times.</li> <li>• Reading Comprehension — Understanding written sentences and paragraphs in work related documents.</li> <li>• Mathematics — Using mathematics to solve problems.</li> <li>• Speaking — Talking to others to convey information effectively.</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
| Capacidades            | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Deductive Reasoning — The ability to apply general rules to specific problems to produce answers that make sense.</li> <li>• Mathematical Reasoning — The ability to choose the right mathematical methods or formulas to solve a problem.</li> <li>• Near Vision — The ability to see details at close range (within a few feet of the observer).</li> <li>• Oral Comprehension — The ability to listen to and understand information and ideas presented through spoken words and sentences.</li> <li>• Written Comprehension — The ability to read and understand information and ideas presented in writing.</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    |
| Actividades            | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Getting Information — Observing, receiving, and otherwise obtaining information from all relevant sources.</li> <li>• Interacting With Computers — Using computers and computer systems (including hardware and software) to program, write software, set up functions, enter data, or process information.</li> <li>• Processing Information — Compiling, coding, categorizing, calculating, tabulating, auditing, or verifying information or data.</li> <li>• Evaluating Information to Determine Compliance with Standards — Using relevant information and individual judgment to determine whether events or processes comply with laws, regulations, or standards.</li> <li>• Communicating with Supervisors, Peers, or Subordinates — Providing information to supervisors, co-workers, and subordinates by telephone, in written form, e-mail, or in person.</li> <li>• Estimate technical or resource requirements for development or production projects.</li> <li>• Inspect facilities or sites to determine if they meet specifications or standards.</li> <li>• Review technical documents to plan work.</li> <li>• Create graphical representations of civil structures.</li> <li>• Test characteristics of materials or structures.</li> </ul> |
| Capacitación requerida | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Most occupations in this zone require training in vocational schools, related on-the-job experience, or an associate's degree</li> <li>• Employees in these occupations usually need one or two years of training involving both on-the-job experience and informal training with experienced workers. A recognized apprenticeship program may be associated with these occupations</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                 |

Fuente: O\*NET

Los autores asignan a cada ocupación una posición en términos de conocimiento, y habilidades requeridas, y un valor subjetivo basado en la variedad de tareas que la

misma requiere<sup>7</sup>. Para armonizar las 903 ocupaciones con las estadísticas de empleo y poder estimar el número de trabajadores con alto de riesgo de automatización, los autores consolidan las 903 ocupaciones en 702, el número de ocupaciones que contienen estadísticas de empleo del *Bureau of Labor Statistics*. Es importante mencionar (sobre todo en el marco del análisis de impacto en el empleo en países emergentes) que Frey y Osborne no incluyen en sus estimaciones un modelo que proyecte la tasa de adopción del desarrollo tecnológico, o un experimento que compare una economía de alta tasa de adopción tecnológica con una más rezagada<sup>8</sup>.

El centro de la metodología incluye la asignación de una probabilidad subjetiva de automatización de una ocupación bajo las condiciones de requerimiento de: 1) inteligencia social, 2) creatividad e 3) interacción entre percepción y manipulación. Esta probabilidad fue asignada para 70 ocupaciones siguiendo una metodología Delphi implementada con investigadores del Departamento de Ingeniería de la Universidad de Oxford. De acuerdo a la misma, se asigna una probabilidad binaria de automatización de la ocupación (1 si la ocupación es automatizable, 0 si no lo es)<sup>9</sup>. En particular, el valor 0 es asignado si la tecnología enfrenta un cuello de botella en términos de la capacidad de responder a los requerimientos involucrados en la ocupación. Las respuestas subjetivas a las 70 ocupaciones son validadas en términos de los cuellos de botella y luego extendidas al resto de las 632 ocupaciones mediante un algoritmo que calcula la probabilidad de automatización basado en la categorización de los siete componentes descriptivos de cada ocupación de O\*NET. El objeto es también validar hasta que punto el carácter predictivo del algoritmo es suficientemente alto para replicar la probabilidad subjetiva de los investigadores para las 70 ocupaciones iniciales (ver ejemplos en cuadro I-3).

**Cuadro I-3. Probabilidad de automatización de acuerdo a Frey y Osborne (ejemplos)**

| Ocupación                                | Probabilidad predicha por el algoritmo de clasificación | Probabilidad subjetiva original (binaria) |
|------------------------------------------|---------------------------------------------------------|-------------------------------------------|
| Trabajadores de salud mental             | 0.0031                                                  |                                           |
| Médicos y cirujanos                      | 0.0042                                                  | 0                                         |
| Dentista                                 | 0.0044                                                  | 0                                         |
| Ingenieros                               | 0.0014                                                  |                                           |
| Arquitectos                              | 0.0017                                                  |                                           |
| Instaladores de equipamiento electrónico | 0.36                                                    |                                           |
| Programadores de software                | 0.48                                                    |                                           |
| Analistas de mercado                     | 0.62                                                    | 1                                         |
| Obreros textiles                         | 0.89                                                    | 1                                         |

*Fuente: Frey y Osborne (apéndice).*

<sup>7</sup> Esta metodología retoma los trabajos de Blinder (2009) y Jensen and Kletzer (2005) que evalúan la probabilidad de tercerización y relocalización de empleo.

<sup>8</sup> Esta limitación va a ser encarada en el estudio de Santos, Monroy y Taborda (2015) presentado abajo.

<sup>9</sup> La pregunta hecha en el Delphi es “Can the tasks of this job be sufficiently specified, conditional on the availability of big data, to be performed by state of the art computer-controlled equipment” (p. 33), aunque no se les requiere responder basándose en los requerimientos.

La conclusión de los autores es que si la probabilidad de automatización es mayor a 0.70, la ocupación será reemplazada por tecnología. De acuerdo a esta estimación, la conclusión del estudio es que 47% del empleo está en una posición de alto riesgo de automatización en lapso de tiempo de “una década o dos” (p. 41). Las ocupaciones con más alto riesgo de automatización están ubicadas en el sector servicios y en tareas de oficinas, así como en ocupaciones que requieren un bajo nivel de capacitación.

Los autores reconocen que la metodología usada tiene una serie de limitaciones. Primero, la proyección no asume una tasa de progreso tecnológico o de difusión de innovaciones. La experiencia de adopción de tecnologías digitales avanzadas, aún en el marco de programas 4.0 en países como Alemania muestra un significativo efecto de rezago causado por falta de recursos humanos o acceso limitado a tecnologías, particularmente en el segmento de Pymes. Segundo, los autores reconocen que la resistencia a la automatización puede generar demoras en el proceso de digitalización. Tercero, las estimaciones no incluyen ningún tipo de supuestos en lo referido al costo de mano de obra o nivel de desocupación o pleno empleo, tal y como había sido incorporado en el modelo original de Autor, Levy and Murnane (2003).

El último punto a considerar desde el punto de vista metodológico es hasta qué punto la probabilidad subjetiva que actúa como guía inicial en la estimación de ocupaciones automatizables es razonable y no refleja un sesgo de opinión. Por ejemplo, entre aquellas ocupaciones con probabilidad 1 y cuyo calculo algorítmico resulta en una probabilidad de automatización superior a 70 se incluyen: 1) técnico de ingeniería civil, 2) Operador de maquinaria de control numérico, 3) asistentes de recursos humanos, 4) analistas impositivos, 5) contadores y auditores, 6) asistentes legales, y 7) investigadores de reclamos de pago de aseguradoras, entre otros. Todos estos empleos representan un perfil laboral complejo y no pasible de ser automatizado. Esto plantea otro problema fundamental de esta metodología: la probabilidad subjetiva basada en la opinión de expertos tiende generalmente a estar basada en una sobreestimación del efecto potencial de tecnologías<sup>10</sup>. Volveremos sobre este punto en el desarrollo del marco conceptual.

### **III.2.1.2. Extensiones de la metodología de Frey y Osborne a otros países**

---

<sup>10</sup> Ver, en particular, Autor, D. H. (2015), “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp. 3-30; Autor, D. H. (2014), “Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth”, Paper prepared for Federal Reserve Bank of Kansas, Jackson Hole Conference, August 22, 2014; Pfeiffer, S. and A. Suphan (2015), “The Labouring Capacity Index: Living Labouring Capacity and Experience as Resources on the Road to Industry 4.0”, Working Paper 2015, No. 2, University of Hohenheim.

Los resultados de Frey y Osborne desencadenaron una serie de estudios enfocados en replicar la metodología para otros países. Se detallan a continuación tan solo dos, diferenciándolos de aquellos que usan el estudio original pero introducen modificaciones metodológicas importantes (estos últimos son mencionados en la sección siguiente).

***Pajarinen y Rouvinen (2014): una aplicación a Finlandia***

Este estudio analiza el impacto del modelo de Frey y Osborne al mercado de trabajo de Finlandia. Para ello, los autores utilizan las probabilidades de automatización de ocupaciones de Frey y Osborne, las convierten de la taxonomía SOC a ISOC-88, con lo cual el número de ocupaciones cae de 702 en el estudio de referencia a 410 para Finlandia. Al mismo tiempo, los autores replican el análisis para Estados Unidos con estadísticas del 2012 (Frey y Osborne usaron las series del 2010).

El estudio concluye que para Estados Unidos, el porcentaje de trabajadores con alto riesgo de automatización alcanza 49.2% (comparado con 47% para el estudio anterior) y en Finlandia 35.7%.

***Deloitte (2015): una aplicación mecánica de Frey y Osborne al Reino Unido***

Este estudio aplica al Reino Unido las probabilidades de automatización calculadas por Frey y Osborne para Estados Unidos. Sin hacer mención de las salvaguardas de los autores originales del estudio, los analistas de Deloitte presentan los resultados como empleos “perdidos” o “creados” (ver cuadro I-4).

**Cuadro I-4. Reino Unido: Ocupaciones con la mayor tasa de disminución o incremento**

| Ocupaciones                                             | Probabilidad de automatización | Impacto en el empleo |
|---------------------------------------------------------|--------------------------------|----------------------|
| Asistentes personales y secretarias                     | 85                             | -204                 |
| Mecanógrafos                                            | 99                             | -108                 |
| Empleados bancarios                                     | 98                             | -83                  |
| Cajeros                                                 | 97                             | -72                  |
| Propietarios de negocios minoristas y mayoristas        | 16                             | -69                  |
| Trabajadores postales                                   | 80                             | -65                  |
| Ensambladores de productos eléctricos y electrónicos    | 94                             | -60                  |
| Ejecutivos de ventas                                    | 60                             | -58                  |
| Operadores de maquinaria                                | 79                             | -51                  |
| Operadores de máquinas textiles                         | 89                             | -47                  |
| Proveedores de servicios personales                     | 50                             | 271                  |
| Asistentes de enseñanza                                 | 56                             | 235                  |
| Enfermeras                                              | 1                              | 186                  |
| Profesores de escuela secundaria                        | 1                              | 131                  |
| Gerentes de desarrollo comercial y ejecutivos de cuenta | 16                             | 122                  |
| Profesionales de finanzas                               | 11                             | 115                  |
| Profesionales de la educación                           | 1                              | 113                  |
| Profesionales de la educación sanitaria                 | 56                             | 110                  |
| Chefs de cocina                                         | 57                             | 103                  |
| Administradores de propiedades                          | 25                             | 101                  |

*Fuente: Deloitte (2015).*

El estudio no hace mención de metodología o fuentes de datos usadas.

***Micco y Soler (2018): una aplicación de la metodología de Frey y Osborne para América Latina***

Los autores aplican la metodología de Frey y Osborne para estimar el porcentaje de trabajadores que se encuentran en ocupaciones con alto riesgo de automatización para países de América Latina (ver cuadro I-5).

**Cuadro I-5: Porcentaje de trabajadores en ocupaciones con alto riesgo de automatización**

| País                 | Porcentaje |
|----------------------|------------|
| Argentina            | 65 %       |
| Bolivia              | 67 %       |
| Costa Rica           | 68 %       |
| Ecuador              | 69 %       |
| El Salvador          | 75 %       |
| Guatemala            | 75 %       |
| Nicaragua            | 65 %       |
| Panamá               | 65 %       |
| Paraguay             | 64 %       |
| Republica Dominicana | 62 %       |
| Uruguay              | 63 %       |

*Fuente: Micco y Soler (2018)*

A estas cifras, el BID, organismo bajo el cual el estudio fue publicado como nota técnica, plantea que,

*“Es altamente probable, sin embargo, que estos estudios sobrestimen el impacto negativo de la automatización en el empleo de los próximos años. Una cosa es el potencial de automatización desde el punto de vista tecnológico y otra muy distinta es si realmente tiene sentido para los empresarios de América Latina y el Caribe (...) Dado que el costo de contratación de un trabajador en muchos países de nuestra región es bajo, puede no resultar costo-efectiva la adquisición de robots para reemplazar a trabajadores”.<sup>11</sup>*

### **III.2.1.3. Modificaciones a la metodología de Frey y Osborne**

---

<sup>11</sup> Bosch, M., Pages, C., Ripani, L. *El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo, Washington, DC: 2018, p. 13

Reconociendo la contribución metodológica de Frey y Osborne, ciertos estudios fueron encarados con el propósito de subsanar ciertas limitaciones.

***Santos, Monroy y Moreno (2015): una aplicación de Frey y Osborne con una modificación temporal***

Esta investigación busca extender la pregunta planteada por Frey y Osborne a otros países. Sin embargo, este objetivo plantea dos complicaciones que deben ser resueltas metodológicamente. Primero, la categorización estadística usada por Frey y Osborne es *Standard Occupational Classification* (usado por el Departamento de Trabajo de Estados Unidos, estructurado en seis dígitos para 867 ocupaciones) mientras que el resto de agencias estadísticas usan el *International Standard Classification of Occupations* en las versiones 88 o 08 (desarrollado y gestionado por la OIT, estructurado en cuatro dígitos). De esta manera, las probabilidades calculadas por Frey y Osborne no pueden ser usadas internacionalmente. En segundo lugar, como se menciona arriba, una de las limitaciones de Frey y Osborne es la falta de consideración de variables como el progreso tecnológico y, de manera más importante, la tasa de difusión tecnológica. En otras palabras, si la tecnología requiere más tiempo para ser adoptada en países emergentes, el riesgo de automatización en el empleo es menor al menos en el corto y mediano plazo.

Para resolver el primer problema, los autores calculan una nueva probabilidad de automatización basada en un Índice de Intensidad TIC <sup>12</sup>. Para ello, utilizan las encuestas STEP implementadas por el Banco Mundial en China (Yunnan), Armenia, Bolivia, Colombia, Georgia, Ghana, Kenia, Laos, Macedonia, Sri Lanka, y Vietnam, las cuales incluyen en su módulo de empleo una serie de preguntas sobre el uso de TIC en las labores cotidianas. La premisa fundamental de este cálculo es que cuanto más alto es el índice de intensidad TIC en el desempeño de empleo (que posee un rango de 0 a 19), más alta es la probabilidad de automatización. La comparación de cálculo para los Estados Unidos entre la metodología de Frey y Osborne (2013) y Santos, Monroy y Moreno (2015) muestra una cierta coincidencia, sobre todo entre SOC y ISCO a cuatro dígitos (ver cuadro I-6).

**Cuadro I-6. Estados Unidos: Probabilidad de Automatización**

| Probabilidad | Frey y Osborne<br>(2013) | Santos, Monroy y Moreno<br>(2015) |                |
|--------------|--------------------------|-----------------------------------|----------------|
|              | SOC                      | ISCO 3 dígitos                    | ISCO 4 dígitos |
| > 30%        | 33%                      | 26%                               | 32%            |
| 30%-70%      | 19%                      | 33%                               | 20%            |
| <70%         | 47%                      | 41%                               | 48%            |

Fuente: Santos, Monroy y Moreno (2015)

Para resolver el segundo problema de la temporalidad, los autores introducen un factor que modifica el riesgo de automatización en función de la disponibilidad de la

<sup>12</sup> La metodología de cálculo está incluida en el anexo del trabajo.

tecnología y el tiempo requerido para la adopción de la misma. Para ello, recurren al trabajo de Comin y Hobijn (2010) que mide el tiempo que requerido por ciertas tecnologías para alcanzar plena adopción<sup>13</sup>. Los autores seleccionan las tecnologías del siglo XX únicamente con lo cual generan el siguiente cuadro.

**Cuadro I-7. Años requeridos en difusión tecnológica**

|                      | <b>Invencción</b> | <b>10%</b> | <b>50%</b> | <b>90%</b> |
|----------------------|-------------------|------------|------------|------------|
| Aviación – pasajeros | 1903              | 21         | 29         | 53         |
| Aviación – Carga     | 1903              | 24         | 42         | 61         |
| Telefonía celular    | 1973              | 10         | 16         | 19         |
| PCs                  | 1973              | 10         | 14         | 17         |
| Internet             | 1983              | 5          | 8          | 11         |
| Resonancia magnética | 1977              | 3          | 5          | 7          |
| “Blast oxygen steel” | 1950              | 9          | 16         | 28         |
| Promedio             |                   | 11.71      | 18.57      | 28         |

*Fuente: Comin y Hobijn (2010)*

Con base en estos datos, los autores definen los siguientes factores de ajuste:

- Países desarrollados: 30 años
- Países de ingresos medio a elevado:  $30 \text{ años} + 11.71 = 41.71$
- Países ingresos medios a bajos:  $30 \text{ años} + 18.57 = 48.57$
- Países ingresos bajos:  $30 \text{ años} + 28 = 58$

La metodología comienza aplicando las probabilidades de automatización a la taxonomía ISCO a dos dígitos de acuerdo a estadísticas de cuarenta países. Con ello se genera el porcentaje no ajustado de empleo que puede ser automatizado. Una vez hecho este calculo, se aplica el factor de ajuste por rezago en adopción tecnológica. El resultado es el siguiente cuadro I-8.

<sup>13</sup> Comin, Diego, and Bart Hobijn. "An Exploration of Technology Diffusion." *American Economic Review* 100, no. 5 (2010): 2031-2059.



**Cuadro I-8. Porcentaje de empleos a alto riesgo de automatización**

| <b>País</b>   | <b>No ajustado</b> | <b>Ajustado (tiempo requerido para difusión)</b> |
|---------------|--------------------|--------------------------------------------------|
| Uzbekistán    | 55.218             | 34.10642147                                      |
| Lituania      | 56.215             | 56.21464018                                      |
| Malta         | 56.274             | 56.27365836                                      |
| OECD          | 56.963             | 56.96298006                                      |
| Latvia        | 57.018             | 57.01805677                                      |
| Kirguiz       | 57.823             | 35.71533082                                      |
| Marruecos     | 59.855             | 43.04023285                                      |
| Chipre        | 60.923             | 60.92277496                                      |
| Seychelles    | 61.452             | 61.45223221                                      |
| Tayikistán    | 61.601             | 38.04871259                                      |
| Bulgaria      | 61.672             | 44.34708337                                      |
| R. Dominicana | 62.225             | 44.74492736                                      |
| Georgia       | 62.525             | 38.61936889                                      |
| Uruguay       | 63.129             | 63.1291181                                       |
| Croacia       | 63.146             | 63.14648045                                      |
| Paraguay      | 63.745             | 45.83787723                                      |
| PSE           | 63.792             | 39.40184937                                      |
| Ucrania       | 63.951             | 39.50014533                                      |
| Argentina     | 64.573             | 64.57263227                                      |
| Nigeria       | 65.008             | 40.15322303                                      |
| Panamá        | 65.032             | 46.76308644                                      |
| Nicaragua     | 65.475             | 40.44150476                                      |
| Serbia        | 65.753             | 47.28142565                                      |
| Sudáfrica     | 66.545             | 47.85082409                                      |
| Bolivia       | 66.786             | 41.25113138                                      |
| Mauricio      | 67.014             | 48.188499                                        |
| Malaysia      | 67.827             | 48.77270548                                      |
| Macedonia     | 68.049             | 48.93293358                                      |
| Costa Rica    | 68.384             | 49.17330388                                      |
| Ecuador       | 68.649             | 49.36412868                                      |
| Romania       | 68.681             | 49.38736278                                      |
| India         | 68.942             | 42.58309665                                      |
| Tailandia     | 72.147             | 51.87967319                                      |
| Albania       | 72.735             | 52.30255294                                      |
| Angola        | 73.758             | 53.03755322                                      |
| Solomon Is.   | 75.071             | 46.36845112                                      |
| Guatemala     | 75.329             | 46.5280277                                       |
| Bangladesh    | 76.527             | 47.26803252                                      |
| China         | 77.07              | 55.41965369                                      |
| Camboya       | 78.467             | 40.5861783                                       |
| Nepal         | 79.871             | 41.31275747                                      |
| Etiopia       | 84.939             | 43.93393192                                      |

Fuente: Santos, Monroy y Moreno (2015)

***ITIF (2017): Metodología alternativa a Frey y Osborne de clasificación de ocupaciones bajo riesgo de automatización***

Este estudio critica la metodología de clasificación de ocupaciones de Frey y Osborne

(2013) y propone un abordaje alternativo. Asimismo, los autores analizan la probabilidad de automatización de ocupaciones pero proyectan también el porcentaje de empleos a desaparecer como resultado. Utilizando la base de datos del *Bureau of Labor Statistics* de Estados Unidos, los investigadores analizan 840 ocupaciones y les asignan un valor del 1 al 5, donde 1 es el mayor riesgo y 5 el menor. Este valor es asignado subjetivamente basado en tres factores: 1) nivel de educación necesario para desempeñarlo, 2) experiencia previa necesaria para el trabajo, y 3) capacitación necesaria en el empleo.

Sobre esta base, se procedió a clasificar cada una de las ocupaciones y sumar aquellas que están en alto riesgo de automatización (ver cuadro I-9).

**Cuadro I-9. Probabilidad de automatización de acuerdo al estudio de ITIF (ejemplos)**

| Ocupación                               | Educación requerida           | Experiencia laboral previa requerida | Capacitación en el trabajo | Riesgo de automatización <sup>14</sup> |
|-----------------------------------------|-------------------------------|--------------------------------------|----------------------------|----------------------------------------|
| Telefonistas                            | Ninguna                       | Ninguna                              | Limitada                   | 1                                      |
| Analistas de crédito                    | Titulo universitario de grado | Ninguna                              | Ninguna                    | 1                                      |
| Operador de equipamiento de agricultura | Ninguna                       | Ninguna                              | Limitada                   | 2                                      |
| Administrador de base de datos          | Titulo universitario de grado | Cinco años                           | Ninguna                    | 3                                      |
| Técnicos de resonancia magnética        | Tecnicatura                   | Cinco años                           | Ninguna                    | 4                                      |
| Ingeniero aeroespacial                  | Titulo universitario de grado | Ninguna                              | Ninguna                    | 5                                      |

*Fuente: ITIF (2017)*

El estudio concluye que, contrariamente al 47% de empleo pasible de ser automatizado, predicho por Frey y Osborne, se estima que este valor alcanzará tan solo 8%.

### III.2.2. El análisis por tareas

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.

<sup>14</sup> Nótese la poca correlación entre nivel educativo y probabilidad de automatización.

### **III.2.2.1. Arntz, Gregory y Zierahn (2016)**

Este estudio, realizado en el marco de la OCDE, está basado en el análisis de los datos contenidos en el Program for the International Assessment of Adult Competencies (PIAAC), una base de datos que contiene micro-indicadores como habilidades, tareas, y capacitación por ocupación. El objetivo, en este caso, es establecer la probabilidad de automatización de cada tarea desempeñada en una ocupación. Si una ocupación incluye una alta cantidad de tareas automatizables, esto significa que la misma será automatizada. En este sentido, los autores utilizan un abordaje similar al de Frey y Osborne, pero al aplicar un análisis diferente a la estimación de la probabilidad de automatización, reducen el número de ocupaciones con alto riesgo (es decir con un porcentaje superior al 70%). Asimismo, esta metodología permite, en vez de aplicar una probabilidad de automatización única basada en el análisis de estadísticas de Estados Unidos al resto del mundo, analizar ocupaciones que contienen un grupo de tareas diferentes por país.

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 la 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.

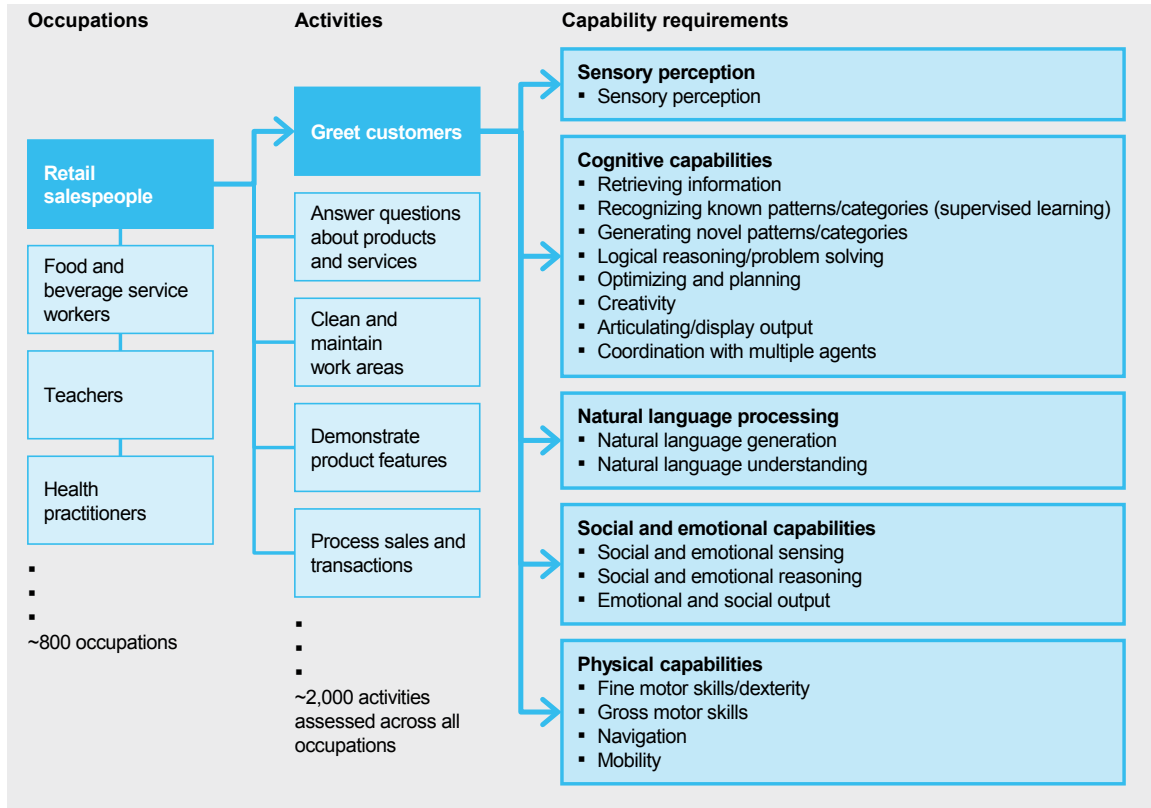
### **III.2.2.2. McKinsey Global Institute (2017)**

El estudio “*A Future that Works*”, publicado en inicios del 2017, presenta una alternativa al análisis de impacto en tareas realizado por Arntz, Gregory y Zierahn (2016), y retoma algunos elementos de la metodología usada por Frey y Osborne. El estudio analiza el universo de ocupaciones de acuerdo a las capacidades necesarias para llevar adelante cada una de las actividades que las componen. Cada ocupación es analizada en términos de actividades<sup>15</sup> (ver ejemplo en figura I-1).

---

<sup>15</sup> Si bien McKinsey denomina la desagregación de ocupaciones en actividades, esto es hecho de manera similar al análisis de tareas.

**Figura I-1. Ejemplo de desagregación de actividad en actividades**



Fuente: McKinsey Global Institute

Cada una de las aproximadamente 2,000 actividades recibe un valor entre 0 y 3 reflejando la probabilidad de automatización en 18 capacidades (donde 0 es alta probabilidad y 3 nula). El valor que determina el potencial de automatización fue estimado de manera similar al hecho por Frey y Osborne: se usa un programa de *machine learning (labeling)* donde el punto de partida inicial es definido por un grupo de expertos. Los autores del estudio no elaboran como se realiza la transposición de actividades a ocupaciones (punto importante planteado por Arntz, Gregory y Zierahn (2016), dado que las actividades involucradas en cada ocupación cambian por país en función del contexto socio-económico.

El resultado de esta tarea es una matriz estructurada en función de ocupaciones /tareas y probabilidad de automatización de actividades (ver cuadro I-10).

**Cuadro I-10. Matriz de probabilidad de automatización según McKinsey  
(Ejemplo)**

| Ocupaciones                              | Actividades                         | Percepción Sensorial | Capacidades Cognitivas |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 | Lenguaje                  |                             | Capacidad social y emocional |                        |                     | Capacidad física             |                           |            |           |
|------------------------------------------|-------------------------------------|----------------------|------------------------|----------------------|---------------------------|---------------------|--------------|-------------|----------------------|---------------------------------|---------------------------|-----------------------------|------------------------------|------------------------|---------------------|------------------------------|---------------------------|------------|-----------|
|                                          |                                     |                      | Encontrar información  | Reconocer categorías | Generar nuevas categorías | Razonamiento lógico | Optimización | Creatividad | Demostrar soluciones | Coordinar con múltiples agentes | Procesar lenguaje natural | Comprender lenguaje natural | Percibir emociones           | Razonar emocionalmente | Comunicar emociones | Capacidades motrices sutiles | Capacidad motriz genérica | Navegación | Movilidad |
| Empleado de comercio                     | Recibir clientes                    |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
|                                          | Responder preguntas sobre productos |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
|                                          | Mantener el área de trabajo limpia  |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
|                                          | Demostrar producto                  |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
|                                          | Procesar transacciones              |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
| Trabajadores de restaurants y cafeterías | ---                                 |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
| Maestros                                 | ---                                 |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |
| Trabajadores de la salud                 | ---                                 |                      |                        |                      |                           |                     |              |             |                      |                                 |                           |                             |                              |                        |                     |                              |                           |            |           |

*Fuente: McKinsey Global Institute*

La probabilidad de automatización de una actividad por ocupación es función del número de actividades que reciben un valor aproximando a 0. Así, el estudio proyecta que 62% de las ocupaciones presentan al menos 30% de tareas automatizables, y solo aproximadamente 5% de las ocupaciones presentan la totalidad de ocupaciones automatizables.

En un avance respecto de los otros estudios mencionados hasta el momento, más allá de estimar la probabilidad de automatización, los autores diferencian la sustitución tecnológica de tres factores adicionales: el progreso tecnológico, la sustitución capital-trabajo y la difusión de innovación. Esto significa que una vez definidas las probabilidades de automatización por ocupación, se determina cuando la tecnología estará disponible para su comercialización masiva. Para ello, se establece una

diferencia entre la factibilidad tecnológica y la disponibilidad comercial de la tecnología en base a escenarios basados en estudios de caso de soluciones tecnológicas previas. Una vez que se ha determinado el lapso de tiempo requerido para el desarrollo de la solución comercializable, el estudio determina que la misma será adoptada en función de la factibilidad económica. La sustitución capital-trabajo es modelada de acuerdo a tendencias hedónicas por el lado de la tecnología y una evolución salarial usando las proyecciones de crecimiento económico por grupo de países. Finalmente, una vez que la factibilidad económica se ha alcanzado, el estudio modela la adopción de la solución. La difusión de innovaciones es estimada en base a modelos de Bass, con el supuesto que las mismas requieren entre 5 y 16 años para alcanzar 50% de penetración. De manera análoga a los resultados de Arntz, Gregory y Zierahn (2016), McKinsey estima que 26% de las ocupaciones presentan 70% o más de sus actividades posibles de ser automatizadas<sup>16</sup>

En resumen, el estudio del *McKinsey Global Institute* procede secuencialmente del cálculo de la probabilidad de automatización a la modelización de factibilidades tecnológicas, económicas, y el proceso de difusión de innovaciones. En este sentido, el estudio presenta una mayor rigurosidad al haber incluido variables condicionantes de la automatización que van más allá de todos los estudios presentados anteriormente. Sin embargo, es importante considerar que el carácter secuencial del proceso de automatización del empleo (de la factibilidad tecnológica a la economía a la difusión de innovación) quizás subestima la velocidad con la cual el mismo puede manifestarse. En otras palabras, es posible que la difusión de innovaciones ya esté involucrando variables tecnológicas y económicas con lo cual podría ser el único factor condicionando la automatización de empleo. Este es el supuesto usado implícitamente por el estudio de Santos, Monroy y Moreno (2015), cuando los autores definen una sola variable de ajuste tecnológico y económica.

### **III.2.2.3. PwC (2018)**

El estudio de PwC presenta algunos elementos comunes en el marco teórico con los estudios de Frey y Osborne (2013), Santos, Monroy y Moreno (2015), Arntz, Gregory y Zierahn (2016), y McKinsey (2017).

En primer lugar, consistente con los estudios de Santos, Monroy y Moreno (2015), Arntz, Gregory y Zierahn (2016), McKinsey (2017) y Micco y Soler (2018), el análisis es hecho de manera comparada incluyendo 27 países de la OCDE, más Singapur y Rusia. Segundo, basándose en el estudio de Arntz, Gregory y Zierahn (2016), el análisis es encarado por tareas y no por ocupaciones (aunque el algoritmo de predicción de riesgo de automatización es diferente del usado por estos autores). Tercero, el estudio presenta estimaciones de automatización de empleo por sector industrial, género, edad y nivel educativo. Cuarto, coincidentemente con los estudios de Santos, Monroy y Moreno (2015) y McKinsey (2017), el análisis considera el

---

<sup>16</sup> McKinsey World Institute (2017). *Jobs Lost, Jobs Gained*, December, p. 27.

impacto no de manera inmediata pero en función de tres olas de desarrollo tecnológico:

- Ola algorítmica: automatización de tareas computacionales simples en base a tecnologías maduras (ya en curso)
- Ola incremental: automatización de tareas repetitivas usando tecnologías avanzadas y análisis estadístico (ya comenzada pero estimándose su madurez en el 2020)
- Ola autónoma: automatización de tareas que requieren trabajo físico, solución de problemas operacionales (tecnologías en desarrollo, estimándose su madurez en el 2030)

Metodológicamente, el análisis retoma el uso de la base de PIAAC, PwC replica la metodología de Arntz et al. (2016), aunque la modifica usando un algoritmo predictivo mas refinado desarrollado con datos del Reino Unido, Estados Unidos, Alemania y Japón. Este es extendido posteriormente al resto de los 29 países. El marco analítico de impacto por olas de automatización es estimado en base a escenarios de adopción de acuerdo a un horizonte hasta el 2037.

El análisis de 19 países permite a los autores esbozar una causalidad entre la composición industrial de un país y el impacto de la automatización en el empleo. Por ejemplo, cuanto mas importante es el sector manufacturero, mas altas son las tasas de automatización en el largo plazo. De manera negativa, cuanto mas alta es la proporción de la fuerza de trabajo empleada en trabajos con alto requerimiento de capacitación, mas baja será la perdida de empleo debido a la automatización.

#### **III.2.2.4. Nedelkoska y Quintini (2018)**

Este estudio retoma el marco teórico de Arntz et al. (2016), pero desde el punto de vista metodológico analiza las tareas de acuerdo a la base de PIAAC para Canadá en lugar de Estados Unidos, dado que considera a esta mas fiable que los datos de este ultimo país. Al mismo tiempo, extiende el análisis a 32 países, cubriendo también ocupaciones que no requieren el uso de apoyo informático. En términos de la determinación de probabilidad de automatización de tareas, los autores desarrollan una regresión logística a los datos de Canadá de acuerdo a 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.

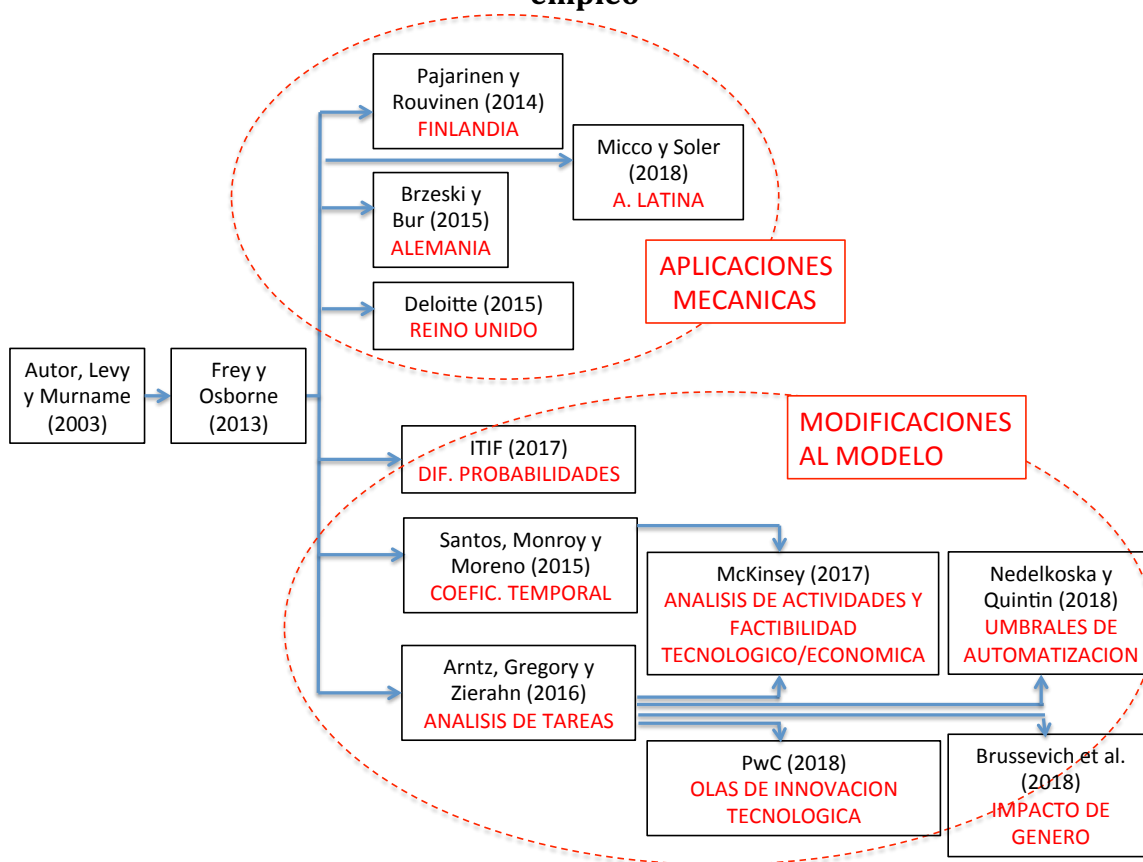
Finalmente, el trabajo introduce un tema fundamental que hasta el momento fuera obviado por la literatura: ¿cuál es el umbral de tareas que determina que una ocupación va a ser automatizada? Como se recuerda, Arntz et al. (2016) establece, quizás de manera arbitraria que cuando el porcentaje alcanza 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%.

\* \* \* \* \*

Hasta el momento se han analizado los diferentes trabajos que analizan la pérdida de empleos como resultado de la automatización, explicando como Frey y Osborne desencadenó una serie de estudios que replican su metodología a otros países (Finlandia, Reino Unido), la modifican para compensar por ciertas limitaciones (difusión de innovaciones), o redefinen algunos aspectos básicos (análisis por tareas, disponibilidad económica) (ver figura I-2).

**Figura I-2. Evolución de el cuerpo teórico en el análisis de la reducción de empleo**



Fuente: Autor

A continuación, se analizarán los estudios de efectos compensatorios referentes a la creación de empleo como resultado de la automatización.

### III.3. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo

Un cuerpo teórico relacionado con el anterior plantea que, si bien la Cuarta Revolución Industrial va a resultar en la eliminación de empleo como resultado de la automatización, también contribuirá a la creación de puestos de trabajo.



Desafortunadamente, no existe un trabajo que aborde el análisis combinado de todos los efectos posibles sino que cada uno cubre aspectos específicos.

### **III.3.1. El efecto de capitalización**

Originalmente planteado por Aghion y Howitt (1994), el efecto de capitalización plantea que la adopción de tecnologías digitales avanzadas puede generar empleo, compensando la pérdida de ocupaciones automatizadas. De acuerdo a los autores, el crecimiento económico impulsado por la adopción de nuevas tecnologías aumenta el retorno al capital generado por la creación de empleo, lo que reduce la tasa de desempleo.

### **III.3.2. Efectos compensatorios**

Más allá de este efecto de capitalización, existen otros mecanismos en juego que pueden reducir el impacto negativo de la automatización.

#### **III.3.2.1. Restructuración de tareas**

La automatización de ciertas tareas dentro de las ocupaciones conlleva un efecto de ajuste donde las ocupaciones se modifican en términos de las tareas que estas incluyen. Spitz-Omer (2006) analiza el efecto de automatización de tareas de acuerdo al cual trabajadores modifican sus tareas moviéndose de aquellas que son automatizadas a aquellas que son complementarias con la tecnología, como lo son el monitoreo del desempeño de máquinas. Este efecto también es mencionado por Autor (2013) y Acemoglu y Restrepo (2015). De esta manera, la automatización no elimina empleos sino que cambia el perfil de capacitación de los trabajadores. Como es de esperar, la probabilidad de pérdida de empleo bajo este efecto depende de la posibilidad de la fuerza de trabajo para aumentar su nivel de capacitación.

#### **III.3.2.2. Creación de mano de obra en el sector TIC**

Parte de la pérdida de empleo debida a la automatización es compensada por la creación de empleos en el sector TIC destinados a desarrollar tecnología. La literatura en este terreno es vasta, demostrando el efecto de generación de empleo en las industrias de plataformas de Internet, telecomunicaciones, y otras aplicaciones digitales.

#### **III.3.2.3. Efecto compensatorio por aumento de competitividad**

El aumento de la competitividad de una firma como resultado de la adopción tecnológica puede resultar en un incremento de su volumen de negocios, lo que requiere una mayor demanda de mano de obra. Una reducción del costo de producción como resultado de la adopción de tecnologías puede implicar una reducción de precios y, como consecuencia, un aumento del volumen de ventas, lo que

implica una mayor necesidad de trabajadores (Graetz y Michaels, 2015; Goos, Manning y Salomons, 2014; Gregory, Salomons, y Zierahn, 2015) .

### III.3.2.4. Efecto inducido como resultado del aumento en productividad

Mayor productividad como resultado de la adopción tecnológica puede resultar en un aumento de ingresos de trabajadores con el consiguiente impacto inducido en el consumo de bienes y servicios. El estudio del McKinsey Global Institute, “*Jobs Lost, Jobs Gained*” considera este como el efecto compensatorio más importante

### III.3.3. Estimaciones de creación de empleo

La estimación de empleo a ser generado por la Cuarta Revolución Industrial como efecto compensatorio a la pérdida de empleo no es consistente. El cuadro I-11 resume estimaciones de algunos de los análisis realizados a la fecha.

**Cuadro I-11. Estimación de efectos compensatorios a la reducción de empleo**

| Año  | Geografía      | Eliminación de empleo | Creación de empleo | Estudio                |
|------|----------------|-----------------------|--------------------|------------------------|
| 2020 | Mundial        | 1,800,000             | 2,300,000          | Gartner                |
| 2020 | 15 países      | 7,100,000             | 2,000,000          | Foro Económico Mundial |
| 2027 | Estados Unidos | 24,700,000            | 14,900,000         | Forrester              |
| 2030 | Mundial        | 400-800,000,000       | 555-890,000,000    | McKinsey               |
| 2030 | Alemania       | 420,000               | 360,000            | Wolter et al. (2015)   |
| 2025 | Alemania       | 610,000               | 960,000            | Rüssmann et al. (2015) |

Fuentes: Gartner. *Predicts 2018: AI and the Future of Work*; World Economic Forum (2016). *The future of Jobs*; Forrester (2016). *The future of White Collar Work: Sharing your cubicle with robots*; McKinsey (2017). *Jobs lost, Jobs gained: Workforce transitions in a time of automation*. Wolter, M. I., Mönnig, A., Hummel, M., Schneemann, C., Weber, E., Zika, G.; Neuber-Pohl, C. (2015). *Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft*. Retrieved October 23, 2015, from IAB Forschungsbericht 8/15; Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). *Industry 4.0 - The future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*. (T. B. Group, Ed.)

## IV. IMPACTO EN LA INCLUSIÓN SOCIAL

El termino inclusión social es definido por expertos del Banco Mundial como el proceso de mejoramiento de las condiciones en las que individuos y grupos participan en la sociedad a partir de un mejoramiento de habilidades, oportunidades y dignidad de los grupos desfavorecidos. En contrapartida, la exclusión social está basada en numerosos mecanismos que van desde los estereotipos basados en género, raza, grupo étnico, a discapacidad física. En términos generales, el concepto de exclusión social está asociado a grupos de ciudadanos afectados por múltiples efectos, incluyendo pero no limitados a la marginalidad económica. Los estudios empíricos están basados en dos categorías de variables: privación material y aislamiento social (Loktieva, 2015).

El estudio de la interrelación entre la Cuarta Revolución Industrial y los mecanismos de inclusión social no ha generado contribuciones empíricas significativas a la fecha. Sin embargo, los análisis de impacto en el empleo presentados en los capítulos anteriores permiten extender conceptualmente el marco analítico a la dimensión de exclusión social. En este sentido, se han identificado tres efectos de exclusión que podrían ser atribuidos a la Cuarta Revolución Industrial: la polarización del empleo, el crecimiento de la desigualdad, y la disrupción laboral por falta de capacitación.

#### **IV.1. La polarización del empleo**

La polarización de la fuerza de trabajo se refiere al efecto donde el empleo de los sectores medios, requiriendo un nivel medio de capacidades, comienza a desaparecer en relación a los empleos que requieren pocas capacidades y aquellos que requieren muchas. El efecto fue inicialmente analizado por Autor (2010) para Estados Unidos en la década de 1990 y retomado por Jaimovich y Siu (2012) en el contexto de la recuperación de la Gran Recesión en el mismo país.

De acuerdo al trabajo de Autor, los empleos rutinarios que requieren una educación y una compensación media son los más afectados en la disminución de participación de la cuota de la fuerza laboral. En este marco, Autor relaciona la disminución de empleos rutinarios-no cognitivos con su automatización. Jaimovich and Siu (2012) extienden el análisis de Autor y demuestran que el fenómeno de polarización no sólo afecta a industrias manufactureras sino a la economía en su conjunto. En particular, el destino de los empleos eliminados en la categoría de no rutinarios-no cognitivos son las ocupaciones no rutinarias-manuales, las cuales son difíciles de automatizar (servicio de comidas, asistencia de salud en el hogar, seguridad, etc.).

La polarización de empleo hacia los trabajos no rutinarios-manuales se ve reforzada con la falta de necesidad de capacitación adicional y está asociada con dimensionamientos de privación material. Esta la relación de causalidad que vincula polarización de empleo con exclusión social.

#### **IV.2. Crecimiento de la desigualdad**

La polarización en el empleo, vinculada con la Cuarta Revolución Industrial, también está asociada con la desigualdad en el ingreso. Si bien los análisis de desigualdad en el ingreso están vinculados a tendencias macroeconómicas más generalizables, existe evidencia que identifica a la economía digital como el factor determinante en el crecimiento de desigualdad en el ingreso (Rotman, 2014; Brynjolfsson, 2016). De acuerdo a este ultimo autor, la Cuarta Revolucion Industrial, apalancada por una estructura de mercado donde el ganador toma todo favorece la concentración del ingreso y la desigualdad (ver Brynjolfsson, McAfee and Spence, 2014). Como es de esperar, la desigualdad en el ingreso favorece las tendencias de exclusión social.

#### **IV.3. Disrupción laboral**

En la multiplicidad de factores que contribuyen a la exclusión social, Parodi y Sciulli (2010) consideran tres como fundamentales: hogar, salud y educación. En particular, el desajuste educativo y de capacidades (*skills mismatch*) ligado a la Cuarta Revolución Industrial es un importante factor contribuyente a la exclusión social. El desajuste de capacidades puede manifestarse tanto desde el punto de vista de la falta de calificación como de la sobre calificación. En el primer caso, el trabajador no posee los elementos necesarios para operar en el contexto tecnológico determinado por la Cuarta Revolución Industrial. Bajo la segunda condición, y en el contexto de la polarización, el trabajador de capacidades medias que se encuentra trabajando en empleos no rutinarios-manuales puede estar sobre calificado. Por ejemplo, en la Unión Europea, 32% de los trabajadores consideran que se encuentran sobre calificados, mientras que 13% consideran que necesitan mayor capacitación para desempeñar sus labores (OECD, 2016).

La sobre-calificación puede ser un factor influyente en la exclusión en la medida de que, sumada a la compensación limitada (en relación al empleo perdido), el trabajador ha perdido parte de las condiciones de relacionamiento social.

## **V. IMPLICANCIAS DE GÉNERO**

Las implicancias de genero en el estudio del impacto de la Cuarta Revolución Industrial en el empleo están analizadas en el contexto de la distribución masculino-femenina de la fuerza de trabajo. Por ejemplo, Arntz, Gregory y Zierahn (2016) analizan en su estudio de la automatización de empleo la importancia del género en la determinación de automatización de ocupaciones (p. 31). Por otro lado, un estudio del *Institute for Public Policy Research* del Reino Unido estima que la Cuarta Revolución Industrial afectará más al género femenino en la medida de que este concentra una mayor proporción de empleos automatizables. De acuerdo a este estudio, al considerar las ocupaciones del Reino Unido en riesgo de automatización, el género femenino concentra 46.8% de la fuerza de trabajo comparada con 40.9% del genero masculino. Adicionalmente, las mujeres representan una proporción menor de ocupaciones de alta tecnología que se benefician por la Cuarta Revolución Industrial. En este sentido, de acuerdo a este estudio, basado en estadísticas del Reino Unido, la Cuarta Revolución Industrial puede aumentar la desigualdad de género.

Autor (2012) estudia también el impacto de la polarización en el género, concluyendo que el fenómeno de erosión de ocupaciones de ingresos medios no se traduce en consecuencias similares para ambos géneros: en el femenino, la migración se produce hacia empleos de altos ingresos, mientras que en el masculino la migración se produce hacia empleos de ingreso bajo y alto en partes iguales.

El estudio de Brussevich et al. (2018), el mas actualizado y completo en términos del impacto de la automatización en el empleo por género, retoma la metodología de Arntz, Gregory y Zierahn (2016) usando microdatos individuales de trabajadores residentes en la base de PIAAC para los países de la OCDE. Para ello, los autores

asignan a cada registro de trabajador una probabilidad de automatización basado en una regresión que incluye términos asociados con las características del empleo, nivel educativo, edad, habilidades, tal como fueron definidas en la respuesta individual al cuestionario.

Las conclusiones de este estudio a nivel del género son importantes. Primero, mujeres realizan tareas más rutinarias que los hombres, con lo cual su probabilidad de automatización es más alta. Segundo, dentro de esta categoría de trabajador femenino, el grupo más desfavorecido son mujeres con educación secundaria limitada. Este grupo tiene una probabilidad de automatización del 50% comparada con 40% de hombres con el mismo nivel educativo. Tercero, los sectores de alojamiento, restauración, comercio minorista, y transporte son los que tienen más probabilidad de automatización.

Estos resultados se contraponen con las estimaciones del estudio de PwC (2018). Este estudio estima que la probabilidad de automatización en trabajadores de género masculino es 34% (rango 29% a 39% de acuerdo a países) mientras que en el género femenino es de 26% (rango 22% a 31%) debido a la concentración de empleo masculino en la manufactura. Esta diferencia disminuye con el nivel de educación (cuanto más alto, menor es la diferencia entre géneros): a bajo nivel educativo, el riesgo masculino es de 52% mientras que el femenino es de 29%.

## **VI. MARCOS CONCEPTUALES IMPLÍCITOS EN LA LITERATURA**

El siguiente capítulo presenta de manera comparada los marcos conceptuales explícitos o implícitos utilizados por las investigaciones presentadas arriba. El objetivo es generar un contexto de referencia para luego proceder en el capítulo VI a desarrollar el marco conceptual a ser usado para el análisis del caso chileno. En primer lugar se comparan y analizan los marcos conceptuales para el estudio del impacto en el empleo, para luego estudiar los mismos en el caso de inclusión social y las implicancias de género.

### **VI.1. Automatización del empleo**

El estudio de la literatura de impacto de la automatización en el empleo permite identificar tres tipos de análisis incluidos en un marco conceptual implícito:

- Sustitución tecnológica: este análisis incluye la determinación de qué tipo de empleos van a ser automatizados, cuál es el tipo de tecnologías que van a automatizar empleos, y sobre qué lapso de tiempo la sustitución ocurrirá;
- Sustitución capital-trabajo: este análisis compara la evolución de los costos relativos de las tecnologías que sustituirán empleo y la mano de obra de ocupaciones a automatizar para determinar los puntos de corte en los que la tecnología sustituye al empleo;

- Difusión de innovaciones: este análisis estudia el proceso de automatización en función de la adopción de innovaciones tecnológicas en el tejido industrial (es decir, los factores endógenos como la cultura empresarial, y la resistencia de trabajadores que podrían condicionar el proceso de automatización).

A continuación, se analizará como la investigación a la fecha ha abordado cada tipo de análisis.

### **VI.1.1. La sustitución tecnológica**

Este es el tipo de análisis cubierto en todos los estudios realizados a la fecha y responde a la necesidad de establecer la probabilidad de automatización de empleos a partir de la adopción de tecnologías digitales avanzadas. A nivel agregado, la probabilidad de automatización es estudiada a partir de dos metodologías: la primera es el análisis ocupacional y la segunda, el análisis por tareas. Como se establece en la sección II.2.1., el análisis por ocupaciones considera ciertas variables clave como capacitación y funciones desempeñadas en una ocupación y determina si la misma puede ser automatizada o no. Alternativamente, en lugar de definir la probabilidad de automatización de cada ocupación, el análisis por tareas, cubierto en la sección II.2.2, considera que una ocupación incluye varias tareas, algunas de las cuales son más probables de ser automatizadas que otras. A partir de ello, este análisis determina que si el número de tareas automatizables dentro de una ocupación es significativamente alto, la ocupación será automatizada (alternativamente, si un número significativo de tareas dentro de una ocupación no puede ser automatizado, la misma continuará siendo desempeñada por un ser humano). Los proponentes de este último abordaje plantean que el análisis por tareas es más preciso cuando se pretende hacer comparaciones internacionales en la medida de que la composición de tareas por ocupación es heterogénea y varía por entorno económico. Una condición de aplicabilidad del último análisis es de si existe una base de datos que provea una discriminación de tareas por ocupación. En este caso, se requiere una base transversal de datos similar a la contenida en el *Program for the International Assessment of Adult Competencies* (PIAAC) para realizar comparaciones por país. Si esto no fuese posible, la única opción es limitarse al análisis por ocupación. En este caso, el único elemento de complejidad es la versión de la taxonomía de empleos utilizada. Por ejemplo, más allá de Frey Osborne que usa la taxonomía SOC, algunos países utilizan la ISCO 08 mientras que otros todavía estructuran la información en términos de la ISCO 88. Esto no representa un problema metodológico significativo dado que ya existen tablas de correspondencia (o crosswalks) entre taxonomías.

En los estudios por ocupaciones mencionados arriba, se utilizan las siguientes taxonomías:

**Cuadro I-12. Taxonomía de empleos usadas en estudios de automatización**

| Estudio                        | Taxonomía de empleos                                    |
|--------------------------------|---------------------------------------------------------|
| Frey y Osborne (2013)          | Standard Occupational Classification (SOC) 2010         |
| Pajarinen y Rouvinen (2014)    | International Standard Classification of Occupations 08 |
| Deloitte (2015):               | No especificado                                         |
| Micco y Soler (2018)           | International Standard Classification of Occupations 88 |
| Santos, Monroy y Moreno (2015) | International Standard Classification of Occupations 08 |
| ITIF (2017)                    | Standard Occupational Classification (SOC) 2010         |

Fuente: *Compilación del autor*

El segundo elemento de evaluación de la sustitución tecnológica es la metodología de clasificación de probabilidad de automatización por ocupación. En este terreno, existen esencialmente dos abordajes posibles. El primero está basada en la evaluación subjetiva de expertos hecha sobre un conjunto limitado de ocupaciones y extendida posteriormente al universo completo de ocupaciones mediante algoritmos de inferencia. Esta es la metodología de Frey y Osborne. Una metodología diferente consiste en asignar una probabilidad subjetiva de automatización por ocupación basándose en un análisis superficial de componentes como educación necesaria, tiempo de capacitación, etc. Esta es la metodología usada por ITIF. El segundo abordaje está basado en la determinación estructural basada en una serie de indicadores por empleo. Esencialmente, esto implica definir la probabilidad de automatización en base a ciertas características específicas de cada ocupación (educación, capacitación laboral, funciones, etc.). Para ello se usa una grilla de preguntas las que son respondidas de manera binaria, determinándose el punto de corte que plantea una probabilidad de automatización de una ocupación. Esta es la metodología usada por Santos, Monroy y Moreno (2015).

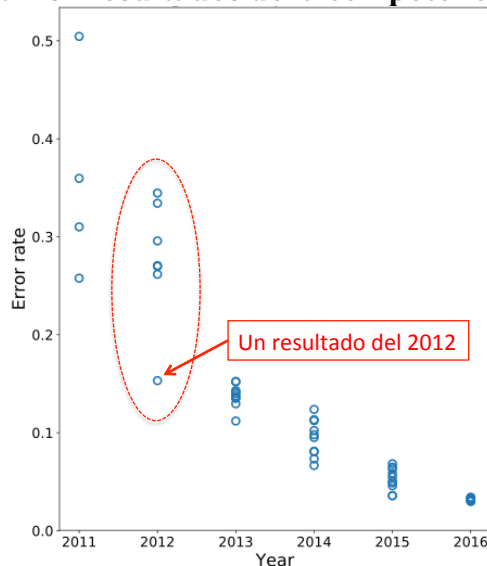
Corresponde mencionar que ninguna metodología formaliza el problema de la tecnología a ser usada para automatizar ocupaciones o tareas. Frey y Osborne son los más explícitos en términos de mencionar *Machine Learning* y *Sistemas Robóticos Móviles*, aunque reconocen que la capacidad de estas dos tecnologías está evolucionando constantemente, con lo que se acrecienta su poder de sustitución. En este sentido, el único parámetro temporal de progreso tecnológico está mencionado por Frey Osborne en el hecho de que la automatización de ciertas ocupaciones ocurrirá dentro de un lapso de “diez o veinte años” (o sea que se hace implícito que la capacidad de sustitución tecnológica debe ser proyectada a una o dos décadas).

Un problema que tienen todos los estudios es la falta de formalización de tecnologías en términos del universo completo de transformación 4.0. Tal como se menciona en la sección 3.1, las tecnologías consideradas dentro del paradigma 4.0 incluyen un universo más vasto que simplemente machine learning y sistemas robóticos móviles; por ejemplo, sensores, Internet de las Cosas, Realidad Virtual, y blockchain. Es más, la combinación de cada una de ellas en casos de uso específicos contiene un potencial de automatización más importante que su consideración aislada. Los únicos estudios que implícitamente consideran esta variable es Santos, Monroy y Moreno (2015), aunque el problema en este caso es que considera esta variable en conjunto con la difusión de innovaciones dentro de un solo índice de ajuste (ver cuadro 6 en la sección

III.1.1.1.). Por otro lado, McKinsey formaliza el análisis en términos de disponibilidad tecnológica y comercial.

Un problema metodológico fundamental de todas las investigaciones realizadas a la fecha es el hecho de que, en último análisis, estas dependen de la probabilidad de automatización de una ocupación o una tarea de acuerdo a los parámetros establecidos respecto de la capacidad de tecnologías entendida esta a mediados de la segunda década del siglo XXI. En el caso de la probabilidad subjetiva de los investigadores de Oxford que sirvió de sustento a la investigación de Frey y Osborne (2013), la misma estaba guiada por el entusiasmo prevaleciente en la comunidad de investigadores a partir de los resultados de la competencia de ImageNet *Large Scale Visual Recognition Challenge* en 2012. Este proyecto contiene una base de datos de 14 millones de imágenes a las cuales se les ha anotado un calificativo del objeto como “globo” o “frutilla”. Desde el 2010, ImageNet ha organizado una competencia donde investigadores presentan software capaz de identificar correctamente las imágenes. En la competencia del 2012 una red neural predijo imágenes con una tasa de error del 16% comparada con 25% de años anteriores. Esto generó en la comunidad de investigadores de Inteligencia Artificial un entusiasmo sobre la capacidad de “*Deep Learning*” (uno de los componentes fundamentales de la probabilidad de automatización de empleos). Este optimismo podría haber influenciado la opinión de los investigadores de Oxford. Sin embargo, el progreso de *Deep Learning* en los años siguientes demostró que la perspectiva original estaba influenciada por un optimismo que no se materializó en la práctica (ver figura I-3).

**Figura I-3. Resultados de la competencia de ImageNet**



Como puede observarse en la figura I-3, el progreso alcanzado en el 2012 (lo que desencadenó el optimismo tecnológico de la inteligencia artificial) no pudo ser extendido en los años siguientes. A este hecho debe sumarse que investigadores de la disciplina plantearon posteriormente que la tecnología tenía tres limitaciones: 1) la competencia ImageNet planteaba un desafío en el reconocimiento de imágenes mucho más simple que el poder de un ser humano, 2) en lo que respecta al potencial

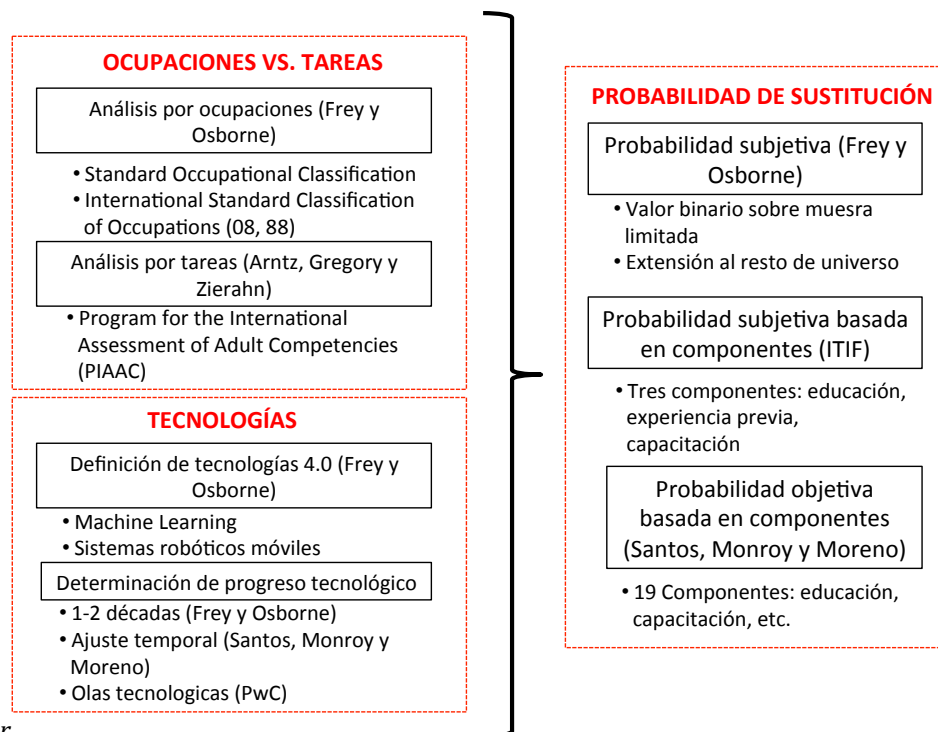


de automatización, la comunidad de investigadores plantea el límite heurístico de la garantía de seguridad (en otras palabras, que la aplicación de la tecnología para automatizar una tarea no debe poner en peligro un usuario), y 3) el reconocimiento que los algoritmos pueden llegar a estar sesgados en términos éticos<sup>17</sup>.

Un problema fundamental planteado en el análisis de automatización de tareas se refiere al umbral de definición de lo que constituye un empleo vulnerable al desarrollo tecnológico. Por ejemplo, Arntz, Gregory y Zierahn (2016) estipulan que una ocupación va a ser automatizada si 70% de las tareas involucradas en la misma pueden ser reemplazadas por tecnología. Por otra parte, Nedeloska y Quintin (2018) miden una sensibilidad al 50%. La pregunta sigue en pie: ¿cuál es el umbral de automatización de una ocupación? ¿50% de las tareas? ¿70% de las tareas? ¿100%? Como estos umbrales son afectados por la relación de sustitución capital/trabajo? Considerando la incertidumbre que reside en esta pregunta, nuestros análisis realizarán una sensibilidad que irá más allá de la planteada en el trabajo de Nedeloska y Quintin (2018).

En resumen, la investigación de sustitución tecnológica desarrollada hasta la fecha incluye abordajes alternativos en ciertas áreas, dejando de lado decisiones metodológicas que deben ser resueltas en nuevos estudios (ver figura I-4).

**Figure I-4. Abordajes metodológicos para estudiar la sustitución tecnológica**



Fuente: Autor

<sup>17</sup> Ver O'Neil, C. (2016). *Weapons of Math Destruction*. London: Allen Lane.

En primer lugar, se debe definir si el análisis será hecho por ocupaciones o por tareas. La decisión debe ser basada en este caso en la disponibilidad de datos. Segundo, la definición de tecnologías a ser consideradas en el escenario de automatización debe ser formalizada claramente: a) ¿cuáles son las tecnologías?, b) cual es el horizonte de progreso tecnológico a ser considerado? Tercero, que tipo de abordaje a utilizar en la definición de probabilidad de automatización. Si se usa Frey y Osborne, se corre el riesgo de extrapolar una composición de tareas por ocupaciones implícitamente desarrollada para Estados Unidos a otros entornos. Adicionalmente, esto implica el riesgo de extrapolar la subjetividad de los investigadores de la Universidad de Oxford en el 2013. La probabilidad objetiva basada en componentes puede ser la opción mas acertada aunque la misma requiere un tiempo considerable para ser desarrollada.

### VI.1.2. La sustitución capital-trabajo

La transición del estudio de Autor, Levy and Murnane (2003) a Frey y Osborne (2013) implicó la desaparición de una variable fundamental que condiciona el proceso de automatización: los precios relativos de la tecnología versus los costos de mano de obra.

En términos genéricos, empresas deciden invertir en tecnologías pasibles de automatizar empleo especialmente considerando los precios relativos de capital y fuerza de trabajo. Si bien como se demuestra, la distancia que separa al costo tecnológico del costo de mano de obra se está acortando, existen una cantidad de variables endógenas que pueden afectar los precios relativos (véase el costo de mano de obra en relación a la demanda de fuerza de trabajo).

Esta variable, sobre todo en países emergentes, es fundamental. En un estudio del autor sobre la adopción de tecnologías digitales avanzadas en México, las empresas entrevistadas mencionaron que el retorno a la inversion de la tecnología es inferior a los costos actuales de mano de obra, representando una barrera a la transformación digital (ver cuadro I-13).

**Cuadro I-13. Mexico: Barrera economica a la adopcion de tecnologias 4.0**

| Entrevista                                        | Observaciones                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                  |
|---------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Empresa multilatina de procesamiento de alimentos | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Algunas inversiones tienen un ROI “break even” de diez años, mientras que en Estados Unidos la misma tecnología registra un “break even” de dos años</li> <li>• Proveedores no ven todavía el beneficio económico de inversión en tecnologías digitales avanzadas, sobre todo en términos de los ciclos de estaciones (por ejemplo, en productos perecederos)</li> </ul>                              |
| Empresa multinacional de manufactura automotriz   | <ul style="list-style-type: none"> <li>• El bajo costo de salarios representa una de las barreras más importantes para la inversión en tecnologías digitales avanzadas, aunque al venir dictado por casas matrices y en algunos casos proveedores Tier 1, esto es encarado</li> <li>• Cuando se compara el ROI de inversión tecnológica en México con el de otros países, el horizonte de “break even” es mucho más largo en México</li> </ul> |
| Empresa multilatina embotelladora                 | <ul style="list-style-type: none"> <li>• No tiene claro el ROI de las nuevas tecnologías</li> <li>• Los bajos márgenes de la industria atentan contra la inversión en tecnologías digitales avanzadas</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                               |

| Entrevista                                   | Observaciones                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|----------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Empresa multilatina textil                   | <ul style="list-style-type: none"> <li>• El costo de la tecnología en relación al costo de mano de obra no es ventajoso</li> <li>• Falta de claridad en la estimación de ROI, donde los análisis todavía no justifican la inversión</li> <li>• La empresa es consciente de responsabilidad social, y por lo tanto protegemos las fuentes de trabajado en relación a la automatización</li> </ul>                                                                                                                                |
| Empresa multinacional de artículos del hogar | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Los costos de mano de obra son más bajos que en Asia y por lo tanto el ROI en inversión tecnológica es difícil de justificar</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
| Empresa nacional textil                      | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Se ha intentado introducir RFID y todavía no funciona porque el recurso humano es más barato (en 2005, la tecnología era 3-4 veces más cara que el recurso humano, hoy es 40%)</li> <li>• Si nosotros encaramos la adopción de tecnologías avanzadas, lo hacemos como prueba piloto para no perder la posibilidad futura de asimilación o por un tema preventivo de riesgo, aunque reconociendo la penalidad económica en el corto plazo (p.ej., uso de sorter o conveyors)</li> </ul> |

Fuente: Katz, R. (2018). *Shaping the future of supply chains in Latin America: Phase 2: Assessment of Latin America and the Caribbean readiness to deploy digitized supply chains* - Mexico

En este sentido, el cuerpo teórico generado alrededor del trabajo de Frey y Osborne (2013) consideró tan solo la factibilidad tecnológica como condicionante de la sustitución, dejando de lado la variable microeconómica. Los dos únicos estudios que incluyen esta variable son: 1) Santos, Monroy y Moreno (2015) al considerar un ajuste temporal a la adopción de innovaciones tecnológicas, y 2) McKinsey Global Institute, el cual formaliza la evolución de salarios y el costo de la tecnología para determinar el punto de corte. El estudio de McKinsey modela la sustitución capital-trabajo de acuerdo a tendencias hedónicas por el lado de la tecnología y una evolución salarial usando las proyecciones de crecimiento económico por grupo de países.

Sin embargo, cuando se analiza el problema de la sustitución capital-trabajo en el caso de las tecnologías 4.0 en profundidad, esta situación está influenciada por numerosos factores que van más allá del punto de corte micro-económico:

- **Factor estructural:** muchas empresas mantienen modelos operativos descentralizados para mitigar el riesgo de seguridad; en este contexto, la inversión de tecnología necesaria para implementar la transformación digital es afectada por bajas economías de escala
- **Gastos de implementación:** el costo de instalación de nuevas tecnologías es afectado por los gastos en consultoría y el tiempo de estabilización requerido
- **Proceso de transformación digital** es encarado unilateralmente sin considerar la reingeniería de procesos y gestión de cambio requerido para obtener los mejores resultados de la transformación
- **Influencia negativa de proveedores de tecnología** y firmas de consultoría que popularizan beneficios económicos de la transformación digital que nunca se materializan
- **Dilema del innovador:** las firmas más innovadoras tienden a generar costos operativos más caros que algunas firmas más manuales

- A estos factores se deben agregar causas como límites presupuestarios

Este conjunto de factores hace más complejo el análisis de la sustitución capital trabajo. Aun reconociendo la probabilidad de sustitución tecnológica, es importante considerar un factor microeconómico basado en los elementos mencionados arriba para condicionar el proceso de automatización. El único estudio que incluye este factor de manera indirecta es el estudio de Santos, Monroy y Moreno (2015), el que considera en su factor temporal de ajuste un rezago para los países emergentes. Sin embargo, este rezago no está condicionado por el factor económico, excepto en el estudio que sirve de base a los datos de rezago (Comin, y Hobijn, 2010). Por otro lado, el modelo de McKinsey (2017) estaría dejando de lado algunas variables microeconómicas que están condicionando el proceso de automatización.

### **VI.1.3. La difusión de innovaciones**

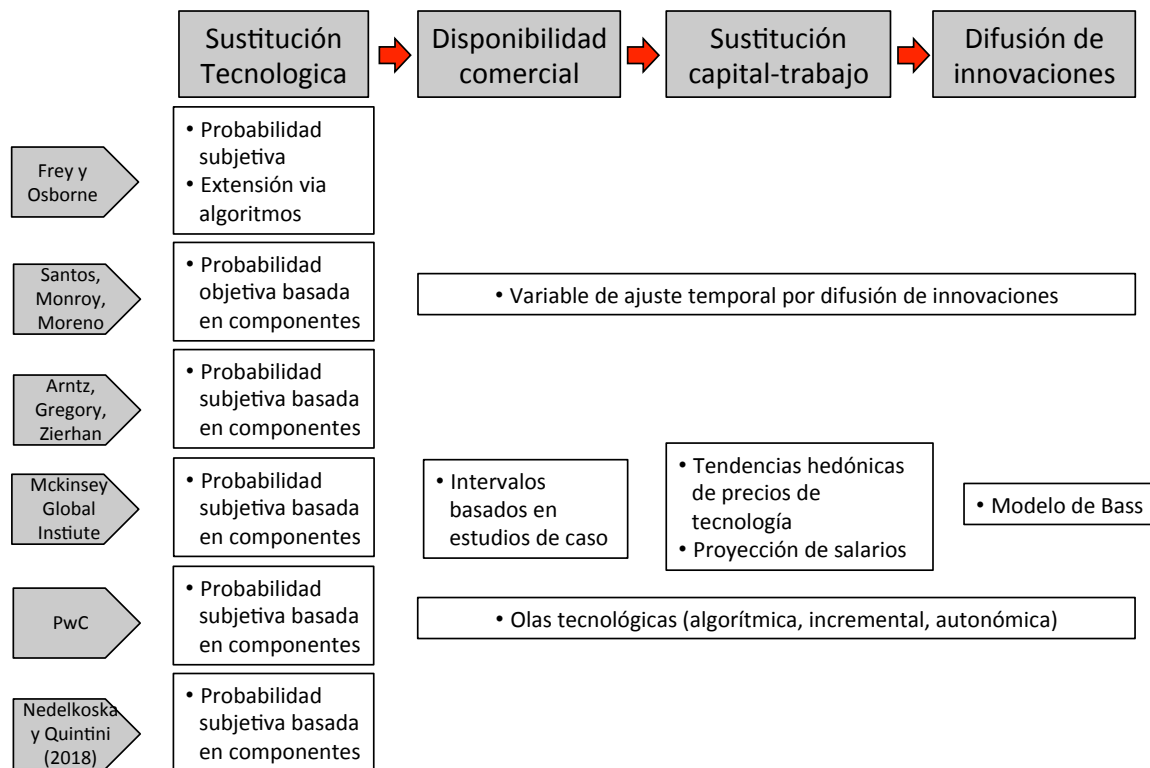
Adicionalmente a la variable económica, la probabilidad de automatización está también condicionada por factores endógenos como el comportamiento de gerentes, y la existencia de barreras organizativas, entre otros. Arntz, Gregory y Zierahn (2016) hacen mención al final de su estudio del hecho de que, a pesar del esfuerzo realizado en Alemania para promover la transformación ligada a las tecnologías 4.0, solo 18% de empresas encuestadas están familiarizadas con el concepto de Industrie 4.0 (p.22).

Nuevamente, al incorporar un factor temporal, Santos, Monroy y Moreno (2015) incluyen una dimensión de ajuste que, al menos parcialmente dan cuenta del rezago que podría estar afectando a países emergentes en este horizonte de automatización del empleo. De la misma manera, al considerar un modelo de difusión de Bass, McKinsey (2017) es el único estudio que formaliza el proceso de difusión de innovaciones. El único problema en este caso es que, al aplicar la difusión de innovaciones una vez que la disponibilidad económica ha sido satisfecha (es decir, que el costo de la tecnología es inferior al de la mano de obra), quizás McKinsey subestima el tiempo requerido para la automatización de empleos.

\* \* \* \* \*

En resumen, la figura I-5 resume los marcos conceptuales y las metodologías usados por los estudios más importantes. Como se observa, el único estudio que cubre de manera rigurosa todas las variables de sustitución que guían la automatización de empleo es el de *McKinsey Global Institute*. El otro estudio que cubre dichas variables, quizás con la ventaja de la simplicidad de implementación y el supuesto implícito de que las tres etapas finales de sustitución pueden ocurrir simultáneamente es el estudio de Santos, Monroy y Moreno (2016).

**Figura I-5. Marcos conceptuales y metodologías de principales estudios de Automatización de Empleo**



*Fuente: Autor del estudio*

## VI. 2. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo

En la revisión de la literatura de investigación presentada en la sección II.3, se identificaron cuatro efectos positivos en el empleo resultantes de la Cuarta Revolución Industrial. El efecto de reestructuración de tareas no implica un aumento neto de mano de obra sino que alude a la preservación de la fuerza de trabajo actualmente empleada debido al cambio en la composición de tareas de aquellas ocupaciones afectadas parcialmente por la automatización; por lo tanto, este efecto es excluido del marco conceptual implícito en la literatura.

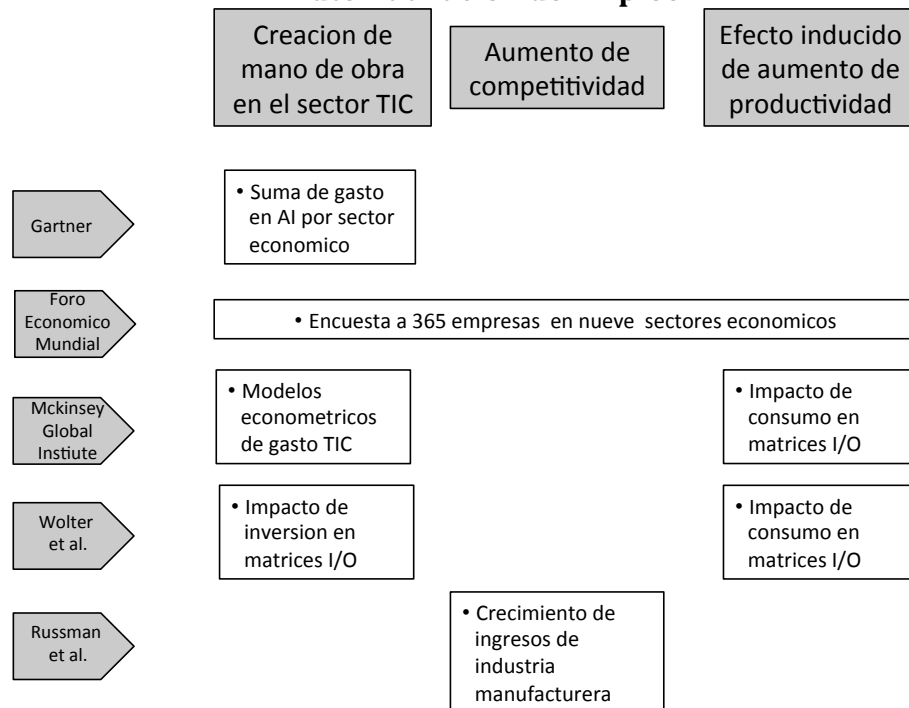
Los tres efectos restantes incluyen:

- Creación de mano de obra en el sector TIC
- Crecimiento de empleo como resultado de un aumento de la productividad
- Efecto inducido de aumento de productividad en el consumo de trabajadores

Con la excepción del estudio de Rüssman et al. (2016) que considera el impacto de la competitividad en los ingresos de las industrias manufactureras de Alemania, los otros estudios (especialmente el del McKinsey Global Institute (2017) y Wolter et al.

(2015)) se enfocan en los ingresos adicionales del sector TIC y el efecto inducido del consumo de trabajadores. Estos dos efectos son estudiados en base a modelos econométricos simples (McKinsey) o matrices de Insumo/Producto (Wolter et al., McKinsey) (ver figura I-6).

**Figura I-6. Marcos conceptuales y metodologías de principales estudios de Automatización de Empleo**



*Fuente: Autor*

Es de notar que los modelos econométricos de McKinsey son extremadamente simples, con problemas de endogeneidad, mientras que la matriz de insumo/producto utilizada en el estudio es una generada para la economía mundial, lo que no permite entender los efectos inter-sectoriales específicos para cada economía.

### VI.3. Impacto en la inclusión social y la variable de género

La revisión de la literatura para el estudio del impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la inclusión (o exclusión) social y la variable de genero demuestra que la mayoría de los análisis empíricos (por ejemplo, Autor, 2010 para el caso de la polarización y OECD, 2016 para el tema de la disrupción laboral) se basan en el análisis de estadísticas descriptivas en base a series históricas de empleo.

## VII. MARCO CONCEPTUAL A SER APLICADO EN EL ESTUDIO

### VII.1 Impacto en el empleo

El marco conceptual a ser utilizado en el estudio de impacto en el mercado de trabajo está compuesto de tres módulos de pérdida de empleo y uno de creación de empleo:

- Módulos de pérdida de empleo
  - Modulo de ocupaciones
  - Modulo de tareas
  - Modulo temporal de difusión de innovaciones
- Módulos de creación de empleo

En la especificación de cada uno de ellos, el propósito es elaborar cada uno de ellos extendiendo y/o modificando algunos de los conceptos implícitos en la literatura académica.

### **VII.1.1. Módulo de sustitución tecnológica**

Este es el módulo donde se determina la probabilidad de automatización de empleos. El punto de partida es la base de datos de la Encuesta CASEN desarrollada por el Ministerio de Desarrollo Social de Chile del 2017, modulo trabajo. Con esta base, se implementaran dos metodologías para observar las diferentes proyecciones: un análisis ocupacional y el análisis por tareas.

#### **VII.1.1.1. Análisis ocupacional**

En este análisis, que podría denominarse escenario de máxima probabilidad, se aplican las probabilidad de automatización del modelo original de Frey y Osborne contenidas en el apéndice del estudio. Para aplicar las probabilidades a la base de CASEN (que utiliza la taxonomía ISOC-88) es necesario convertir las probabilidades de Frey y Osborne de SOC a ISOC-88.

#### **VII.1.1.2. Analisis por tareas**

En este caso, considerado como el escenario de mínima, se aplicará la metodología de Arntz, Gregory y Zierahn (2016), la que depende del análisis de tareas por ocupación basada en los datos de PIAAC. Chile ha realizado una encuesta PIAAC en el 2016 con lo cual se puede realizar el análisis por tareas similar al realizado por los autores del estudio.

### **VII.1.2. La variable macroeconómica condicionando la sustitución de capital-trabajo**

Habiendo completado los análisis de sustitución tecnológica, se procederá a modificar los resultados mediante la aplicación de una variable de ajuste basada en la sustitución capital-trabajo. Para ello, se podrá utilizar el modelo especificado por McKinsey Global Institute.

### **VII.1.3. Módulo de impacto en la industria TIC**

En este caso se construirá un modelo econométrico para estimar el gasto en el sector TIC. Los valores generados serán cargados en una matriz de insumo-producto adaptada al caso de Chile. La misma estará basada en la adaptación de la base Chile de GTAP a una matriz que estima impacto en empleos directos, indirectos e inducidos.

### **VII.1.4. Módulo de efectos inducidos**

Este modulo estima el impacto del crecimiento del PIB en el consumo de bienes y servicios, salud, y educación. Para ello, se modelará el impacto en el consumo de estas categorías en función del crecimiento del PIB para Chile y se generará una proyección de las mismas al futuro. La matriz de insumo-producto será usada para estimar los efectos inducidos en creación de empleo.

## **VII.2. Impacto en la inclusión social y la variable de género**

Considerando las hipótesis del vínculo entre Cuarta Revolución Industrial y exclusión social (polarización, desigualdad, disrupción laboral), el análisis de este fenómeno en Chile será hecho aplicando la aproximación de estadísticas descriptivas de Autor realizado en su estudio del 2010 a la base de datos del CASEN, estudiando en particular los cambios producidos a lo largo del tiempo en base a las encuestas realizadas desde el 1990.



## ***SEGUNDA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – ANÁLISIS OCUPACIONAL Y POR TAREAS***

### **VIII. INTRODUCCION**

La primera parte de este estudio se enfocó en la definición del marco conceptual que sirve de base para el análisis cuantitativo del impacto de la automatización en el empleo chileno. El marco conceptual estará compuesto de tres módulos estimando la pérdida de puestos de trabajo y uno midiendo la creación de empleo:

- Módulos de pérdida de empleo
  - Análisis ocupacional (de acuerdo con el modelo de Frey y Osborne, 2013)
  - Análisis por tareas (inspirado por Arntz, Gregory y Zierahn (2016), y refinado posteriormente por Nedeloska, L. y Quintini, G. (2018)).
  - Módulo de impacto temporal de acuerdo con variables como sustitución de capital-trabajo y difusión de innovaciones
- Módulo de creación de empleo

El siguiente entregable incluye los dos análisis que componen el módulo de sustitución tecnológica. El capítulo IX presenta la investigación generada hasta el momento sobre el análisis del impacto de la Cuarta Revolución Industrial en el empleo latinoamericano. El capítulo X plantea las hipótesis para el estudio del caso chileno desarrolladas a partir del estudio de la literatura examinada en el primer entregable, así como de los estudios latinoamericanos del capítulo precedente. El capítulo XI presenta los resultados del análisis ocupacional (complementado con la descripción de la metodología en el Apéndice A). El capítulo XII presenta los resultados del análisis por tareas. La conclusión del capítulo XIII contrapone ambos análisis y presenta las implicancias para Chile.

### **IX. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCIÓN INDUSTRIAL EN EL EMPLEO LATINOAMERICANO**

La investigación sobre el impacto de la automatización en el empleo de América Latina ha producido hasta el momento unos pocos estudios específicos aunque ya existen alguna evidencia latinoamericana generada en el marco de estudios multinacionales. En general los estudios pueden ser categorizados en términos de (a) análisis ocupacionales (siguiendo la metodología de Frey y Osborne, 2013) y (b) análisis por tareas (siguiendo la metodología desarrollada originalmente por Arntz, Gregory y Zierahn, 2016 y posteriormente refinada por varios investigadores).

#### **IX.1. Análisis ocupacional**

El análisis ocupacional del impacto de la automatización en la reducción del empleo latinoamericano incluye dos tipos de estudios: (a) una aplicación directa de las probabilidades de automatización de Frey y Osborne a encuestas de empleo o de los hogares latinoamericanos, y (b) una modificación de las estimaciones de (a) a partir de la estipulación de rezagos temporales determinados por los mecanismos específicos de sustitución de capital trabajo y/o difusión de innovaciones.

#### **IX.1.1. Estimaciones aplicando las probabilidades de automatización de Frey y Osborne**

Como parte del informe anual el Observatorio Regional de Banda Ancha del 2017, la CEPAL estimó, basándose en las probabilidades de automatización desarrolladas por Frey y Osborne, los primeros cálculos del porcentaje de empleos pasibles de ser automatizados en algunos países de América Latina. Los resultados del análisis están incluidos en el cuadro II-1.

**Cuadro II-1. América Latina: Porcentaje de trabajadores con alto riesgo de automatización**

| <b>País</b> | <b>Fuente</b>                                               | <b>Porcentaje de fuerza laboral</b> |
|-------------|-------------------------------------------------------------|-------------------------------------|
| Chile       | Encuesta de Caracterización Socioeconómica nacional, 2015   | 56.01%                              |
| Ecuador     | Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo, 2015    | 63.8 %                              |
| El Salvador | Encuesta de Hogares de Propósitos Múltiples, 2015           | 67.9 %                              |
| México      | Encuesta nacional de Ingresos y gastos de los Hogares, 2014 | 62.0 %                              |
| Uruguay     | Encuesta Continua de Hogares 2015                           | 61.8 %                              |

*Fuente: ORBA (2017).*

En el mismo año, Aboal y Zunino (2017) en un estudio realizado para el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) estiman el impacto de la automatización en Argentina y Uruguay en base a la Encuesta Nacional de Hogares de ambos países, discriminando el impacto por género, nivel educativo, y sector industrial (ver cuadro II-2).

**Cuadro II-2. Porcentaje de trabajadores en ocupaciones con alto riesgo de automatización (en base a ENH, 2015)**

|                          | <b>Argentina</b> | <b>Uruguay</b> |
|--------------------------|------------------|----------------|
| <b>Total</b>             | 64.1%            | 66.4%          |
| <b>Genero</b>            |                  |                |
| Hombres                  | 66.1%            | 69.2%          |
| Mujeres                  | 61.3%            | 63.0%          |
| <b>Educación</b>         |                  |                |
| Primaria                 | 71.3%            | 73.7%          |
| Secundaria incompleta    | 71.4%            | 73.0%          |
| Secundaria completa      | 71.0%            | 68.3%          |
| Universitaria incompleta | 66.2%            | 60.2%          |
| Universitaria completa   | 39.9%            | 29.0%          |
| <b>Edad</b>              |                  |                |

|          | Argentina | Uruguay |
|----------|-----------|---------|
| 15-30    | 72.9%     | 74.7%   |
| 31-40    | 65.9%     | 65.9%   |
| 41-50    | 62.3%     | 64.2%   |
| 51 o más | 61.9%     | 65.5%   |

*Fuente: Aboal y Zunino (2017)*

Los autores reconocen las limitaciones del estudio original de Frey y Osborne en términos del análisis por tareas versus ocupaciones y la exclusión de la creación potencial de empleos compensando por la pérdida ocasionada por la automatización. Sin embargo, el estudio plantea ciertas conclusiones importantes:

- Aproximadamente dos tercios de la fuerza de trabajo de ambos países estaría afectada por la automatización en el mediano plazo;
- El género masculino estaría más afectado que el femenino, aunque en ambos casos la vulnerabilidad a la automatización supera el 60%;
- Las tasas de automatización de Argentina y Uruguay son más altas que las registradas en economías avanzadas (ver estudios citados en el entregable 1); y
- Reconociendo la falta de correlación inversa por edad, los autores puntualizan la correlación negativa con el nivel educativo, con lo cual estipulan que la neutralización de la vulnerabilidad en el empleo pasa por un énfasis en educación. Sólo los trabajadores con nivel universitario completo muestran una probabilidad de reemplazo tecnológico sensiblemente más baja (39.9% en Argentina y 29.0% en Uruguay) que el resto de los ocupados.

En otro estudio realizado para el Banco Interamericano de Desarrollo, Micco y Soler (2018) aplican la metodología de Frey y Osborne a algunos de los países de América Latina con el objetivo de cuantificar el porcentaje de trabajadores que se encuentran en ocupaciones con alto riesgo de automatización (ver cuadro II-3).

**Cuadro II-3: Porcentaje de trabajadores en ocupaciones con alto riesgo de automatización**

| País                 | Porcentaje |
|----------------------|------------|
| Argentina            | 64.57 %    |
| Bolivia              | 66.79 %    |
| Costa Rica           | 68.38 %    |
| Ecuador              | 68.65 %    |
| El Salvador          | 75.33 %    |
| Guatemala            | 65.47 %    |
| Nicaragua            | 65.03 %    |
| Panamá               | 63.74 %    |
| Paraguay             | 62.22 %    |
| Republica Dominicana | 63.13 %    |
| Uruguay              | 64.57 %    |

*Fuente: Micco y Soler (2018)*

Como fue citado arriba, el BID, organismo bajo el cual el estudio fue publicado como

nota técnica, plantea que,

*“Es altamente probable, sin embargo, que estos estudios sobrestimen el impacto negativo de la automatización en el empleo de los próximos años. Una cosa es el potencial de automatización desde el punto de vista tecnológico y otra muy distinta es si realmente tiene sentido para los empresarios de América Latina y el Caribe (...) Dado que el costo de contratación de un trabajador en muchos países de nuestra región es bajo, puede no resultar costo-efectiva la adquisición de robots para reemplazar a trabajadores”.*<sup>18</sup>

### **IX.1.2. Análisis ocupacional en base a probabilidades de automatización diferentes de Frey y Osborne**

Santos, Monroy y Moreno (2015) aplican una metodología similar a Frey y Osborne pero calculan la probabilidad de automatización basándose en un Índice de Intensidad TIC basado en las encuestas STEP del Banco Mundial<sup>19</sup>. A diferencia del estudio de Micco y Soler, esta investigación calcula no sólo la probabilidad de automatización por ocupación sino que también estima la probabilidad en base al tiempo requerido para la sustitución empleo por tecnología<sup>20</sup> (ver cuadro II-4).

**Cuadro II-4: Porcentaje de trabajadores en ocupaciones con alto riesgo de automatización**

| País                 | No ajustado | Ajustado (tiempo requerido para difusión) |
|----------------------|-------------|-------------------------------------------|
| Argentina            | 64.57       | 46.50                                     |
| Bolivia              | 66.79       | 41.25                                     |
| Costa Rica           | 68.38       | 49.17                                     |
| Ecuador              | 68.65       | 49.36                                     |
| Guatemala            | 75.33       | 46.53                                     |
| Nicaragua            | 65.47       | 40.44                                     |
| Panamá               | 65.03       | 46.76                                     |
| Paraguay             | 63.74       | 45.84                                     |
| Republica Dominicana | 62.22       | 44.74                                     |
| Uruguay              | 63.13       | 63.13                                     |

Fuente: Santos, Monroy y Moreno (2015)

### **IX.2. Análisis por tareas**

<sup>18</sup> Bosch, M., Pages, C., Ripani, L. *El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo, Washington, DC: 2018, p. 13

<sup>19</sup> La metodología de cálculo está incluida en el anexo del trabajo.

<sup>20</sup> Ver sección II.2.1.3. en Primer Entregable.

Cuatro estudios se basan en marcos teóricos similares (con modificaciones metodológicas) al planteado por Arntz, Gregory y Zierahn (2016): McKinsey Global Institute (2017), PwC (2018), Brussevich et al. (2018), y Nedelkoska y Quintini (2018). Con excepción de Mckinsey, los otros estudios analizan la base de datos de PIAAC (*Program for the International Assessment of Adult Competencies*), la que cubre información para los países de la OCDE. Por ello, el único país analizado en este caso es Chile. Dado que estos estudios han sido presentados en términos de su metodología en el Primer Entregable, este capítulo se limita a presentar solamente las estimaciones para América Latina.

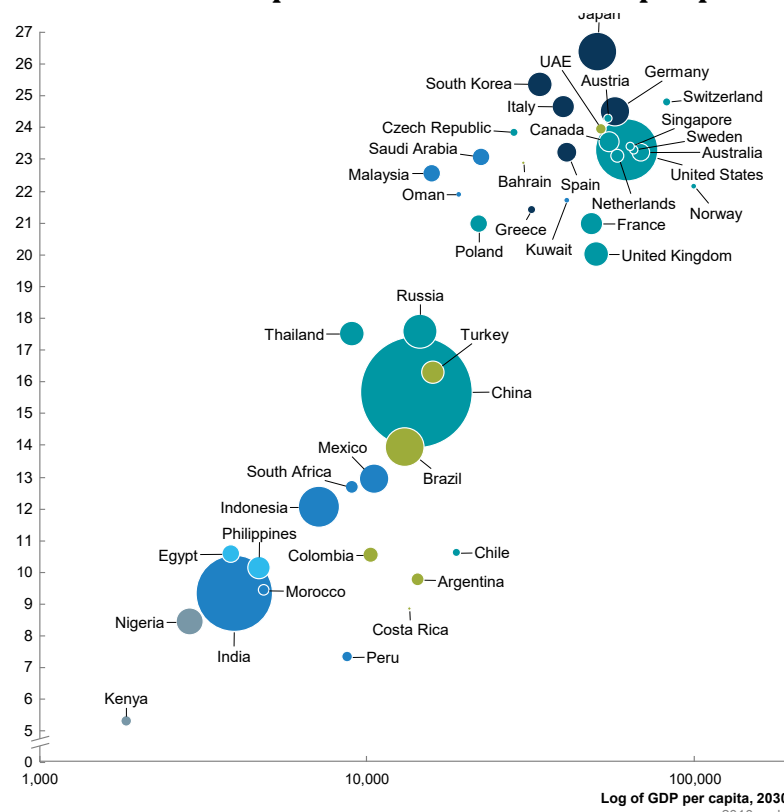
### **IX.2.1. McKinsey (2017)**

Basándose en una proyección determinada por mecanismos de sustitución tecnológico-laboral y difusión de tecnologías, McKinsey estima escenarios de automatización para el 2030 para seis países en detalle (entre los cuales se cuenta México), a partir de los cuales se extrapolan resultados para otras naciones de la región. Es importante remarcar que McKinsey analiza el porcentaje de actividades pasibles de automatización (cuya taxonomía no es consistente con la de Arntz, Gregory y Zierahn (2016), y no de ocupaciones. Al margen, McKinsey estima sin embargo que menos de 5% de ocupaciones están compuestas por actividades que van a ser completamente automatizadas.

El estudio estima que 13% de las actividades en México son pasibles de ser automatizadas hacia el 2030. Distinguiendo entre empleos desplazados y empleos modificados, McKinsey estima que aproximadamente 10% de la fuerza laboral de este país deberá cambiar de ocupaciones para adaptarse al nuevo contexto tecnológico.

Asimismo, en base al análisis de seis países (México, Estados Unidos, Japón, India, Alemania, China), los autores del estudio interpolan una proyección para otros países latinoamericanos, basándose en la dimensión de la economía, pirámide demográfica, y estructura de la economía (ver gráfico II-1).

**Gráfico II-1. Impacto de automatización por país**



Fuente: McKinsey World Institute. Jobs Lost, Jobs gained

Este análisis les permite estimar el porcentaje de actividades <sup>21</sup> a ser desplazadas por la automatización hacia el 2030 en otros países de la región (ver cuadro II-5).

**Cuadro II-5. América Latina: Porcentaje de actividades desplazadas por la automatización (escenario medio)**

| País      | 2030   |
|-----------|--------|
| Argentina | 9.9 %  |
| Brasil    | 14.0 % |
| Colombia  | 10.5 % |
| México    | 13 %   |
| Perú      | 7.4 %  |

Fuente: McKinsey World Institute. Jobs Lost, Jobs gained

## IX.2.2. PwC (2018)

<sup>21</sup> El porcentaje de actividades no es equivalente al porcentaje de la fuerza laboral afectada. Como se menciona arriba y en el Primer Entregable, el concepto de “actividades” de McKinsey no es el mismo que “tareas” usado por Arntz, Gregory y Zierahn (2016), PwC (2018), Nedelkoska y Quintini (2018) y Brussevich et al. (2018)

Basándose en el estudio de Arntz, Gregory y Zierahn (2016), el estudio de PwC presenta estimaciones de automatización de empleo por sector industrial, género, edad y nivel educativo. Coincidentemente con los estudios de Santos, Monroy y Moreno (2015) y McKinsey (2017), el análisis considera el impacto no de manera inmediata pero a lo largo del tiempo, en este caso en función de tres olas de desarrollo tecnológico. El análisis de PwC utiliza la base de PIAAC para los países de la OCDE y consecuentemente es realizado para 29 países analizando solamente el caso de Chile como único país de la región.

El estudio estima que, en el caso chileno, si bien la primera ola pone en riesgo 1% de los empleos (a comienzos de la década del 2020), la segunda resulta en un aumento al 13% (hacia el final de la década del 2020), mientras que la suma de las tres olas resulta en un riesgo de pérdida de empleo del 27% (a mediados de la década del 2030).

#### **IX.2.3. Brussevich et al. (2018)**

En una nota de discusión publicada por el Fondo Monetario Internacional (FMI), los autores se enfocan en el factor de género en la probabilidad de automatización. Sin embargo, para estudiar este aspecto en particular, el estudio debe cuantificar la probabilidad de automatización a nivel agregado. Nuevamente, usando la base de PIAAC, la vulnerabilidad es cuantificada en base a un algoritmo que vincula edad, educación, capacitación y características del empleo. De acuerdo con este análisis, los autores estiman que 6% de la fuerza laboral chilena está expuesta a un alto riesgo de automatización.

#### **IX.2.4. Nedelkoska y Quintini (2018)**

Tal como fuera mencionado en el Primer Entregable, este estudio se distingue de los anteriores al realizar un refinamiento en el análisis de probabilidades de automatización de tareas y presentar los resultados en términos de desaparición de ocupaciones de acuerdo con dos umbrales en el porcentaje de tareas automatizadas: 50% y 70%. De acuerdo con esto, los autores concluyen que en Chile, si el porcentaje de tareas vulnerables es de 70%, la probabilidad de automatización incluye 22 % de la fuerza de trabajo. Si el porcentaje de tareas vulnerables se reduce al 50%, la probabilidad de automatización incluye 31 % adicional de la fuerza laboral.

### **IX.3. Compilación de estimaciones de probabilidad de automatización de empleo en América Latina**

La compilación de resultados de estudios realizados en la región denota un cierto grado de coincidencia en los análisis basados en la metodología de Frey y Osborne, mientras que es difícil por el momento sustanciar la comparabilidad en el análisis por tareas (ver cuadro II-6).

**Cuadro II-6. América Latina: Compilación de resultados de estudios sobre probabilidad de automatización de empleo**

| País          | Análisis Ocupacional |                       |                      |                                    | Análisis por tareas          |            |                           |                              |
|---------------|----------------------|-----------------------|----------------------|------------------------------------|------------------------------|------------|---------------------------|------------------------------|
|               | CEPAL (2017)         | Aboal y Zunino (2017) | Micco y Soler (2018) | Santos, et al. (2015) <sup>1</sup> | McKinsey (2017) <sup>2</sup> | PwC (2018) | Brusseovich et al. (2018) | Nedelkoska y Quintini (2018) |
| Argentina     | ---                  | 64.1%                 | 64.57 %              | 46.50 %                            | 9.9 %                        | ---        | ---                       | ---                          |
| Brasil        | ---                  | ---                   | ---                  | ---                                | 14.0 %                       | ---        | ---                       | ---                          |
| Bolivia       | ---                  | ---                   | 66.79 %              | 41.25 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Chile         | 56.01%               | ---                   | ---                  | ---                                | ---                          | 27 %       | 6 %                       | 22 % - 53% <sup>3</sup>      |
| Colombia      | ---                  | ---                   | ---                  | ---                                | 10.5 %                       | ---        | ---                       | ---                          |
| C. Rica       | ---                  | ---                   | 68.38 %              | 49.17 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Ecuador       | 63.8 %               | ---                   | 68.65 %              | 49.36 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| El Salvador   | 67.9 %               | ---                   | 75.33 %              | ---                                | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Guatemala     | ---                  | ---                   | 75.33 %              | 46.53 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| México        | 62.0 %               | ---                   | ---                  | ---                                | 13.0 %                       | ---        | ---                       | ---                          |
| Nicaragua     | ---                  | ---                   | 65.47 %              | 40.44 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Panamá        | ---                  | ---                   | 65.03 %              | 46.76 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Paraguay      | ---                  | ---                   | 63.74 %              | 45.84 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Perú          | ---                  | ---                   | ---                  | ---                                | 7.4 %                        | ---        | ---                       | ---                          |
| R. Dominicana | ---                  | ---                   | 62.22 %              | 44.74 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |
| Uruguay       | 61.8 %               | 66.4%                 | 63.13 %              | 63.13 %                            | ---                          | ---        | ---                       | ---                          |

<sup>1</sup> Probabilidad ajustada por tiempo requerido para difusión tecnológica.

<sup>2</sup> Probabilidad de automatización de actividades y no de ocupaciones.

<sup>3</sup> Este estudio estima dos probabilidades basada en el umbral de tareas por ocupación a ser automatizada: 70% (lo que determina el 22% de empleo) y 50% (lo que resulta en 53% de empleo)

*Fuente: Compilación de autores*

De todas maneras, todos los estudios coinciden en puntualizar que en los próximos veinte años la estructura laboral latinoamericana estará influenciada por un alto grado de disrupción originada por la automatización.

## **X. HIPÓTESIS PARA EL CASO CHILENO**

El estudio de la investigación realizada hasta el momento sobre el impacto de la Cuarta Revolución Industrial permite formular una serie de hipótesis a ser evaluadas en el caso chileno:

- El impacto de la automatización es más alto en países emergentes, con lo cual la probabilidad de desaparición de empleo para Chile debería ser más elevada que para las economías avanzadas;
- El nivel educativo de la fuerza de trabajo presenta una relación inversa con la proporción de trabajadores vulnerables (en otras palabras, la proporción de trabajadores vulnerables la automatización disminuye con el nivel educativo);
- Considerando la importancia de educación y capacitación en la reducción de la vulnerabilidad de empleo, en la medida de que Chile presente una creciente proporción relativa de fuerza laboral empleada en ocupaciones con alto requerimiento educativo, el porcentaje de empleos vulnerables a la automatización debería disminuir.



- La proporción de empleo femenino vulnerable a la automatización va a ser más baja que el empleo masculino
- Los sectores sociales más desfavorecidos (grupos de poblaciones originarias, fuerza laboral en el primer quintil de ingresos) están más afectados por la automatización que el resto de la fuerza laboral

## XI. ANÁLISIS OCUPACIONAL

### XI.1. Metodología

El siguiente análisis está basado en las probabilidades de automatización de ocupaciones de Frey y Osborne (2013) aplicado a las estadísticas de Chile presentadas en la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN) del Ministerio de Desarrollo Social. La encuesta, realizada cada dos años dispone de información para más de 200,000 individuos en cada relevamiento. Estos representan (usando los códigos de expansión) a toda la población de Chile. En la medida de que cada encuestado responde en primer lugar sobre si está empleado o no, las observaciones consideradas incluyen solamente a aquellos individuos que están en la fuerza laboral y ocupados al momento de la encuesta (lo que implica que los desocupados son excluidos de la muestra). Asimismo, del mismo modo que en la investigación de Frey y Osborne, se excluyen los individuos en ocupaciones militares (categoría de empleo para la que no se tiene probabilidad de automatización).

El objetivo del análisis es aplicar la probabilidad de automatización de Frey y Osborne para cada uno de los registros de la base CASEN. Sin embargo, las probabilidades de automatización del empleo del estudio original están estimadas para cada uno de los 702 empleos del código SOC (*Standard Occupation Classification* usada por la Dirección del Censo de Estados Unidos). Dado que los datos de empleo de la Encuesta CASEN de Chile se encuentran bajo la clasificación de empleos generada por la OIT en el año 88 (CIUO-88), es necesario convertir cada probabilidad de código SOC a una probabilidad en código CIUO-88 (ver metodología de conversión en apéndice A).

Con ello, se genera una columna adicional en la base CASEN donde para el empleo de cada individuo se le asigna la probabilidad de automatización en base a su clasificación del empleo en CIUO-88. Con ello, se realiza un promedio ponderado por el factor de expansión de las probabilidades de automatización del empleo de acuerdo con la siguiente formula:

$$\text{Probabilidad de automatización} = \frac{((\text{probabilidad de registro}_1 * \text{factor de expansión}_1)) + \dots + ((\text{probabilidad de registro}_n * \text{factor de expansión}_n))}{\text{Total fuerza laboral ocupada a nivel nacional}}$$

Este análisis es repetido para cada categoría (género, nivel socio-económico, educación, etc.) para los años 2013, 2015 y 2017. La ventaja en poder realizar el análisis para tres años consecutivos es que permite hacer un análisis de robustez y detectar tendencias potenciales.

## XI.2. Resultados y discusión

Los resultados del análisis son presentados de acuerdo con cuatro dimensiones:

- Probabilidad de automatización de empleos a nivel agregado
- Relación entre automatización de empleos y nivel educativo
- Impacto de la automatización en la inclusión social
- Impacto de la automatización a nivel de genero

### XI.2.1. Probabilidad de eliminación de empleos a nivel agregado

El resultado del análisis indica que, de acuerdo con los datos del 2017, 57.81% de los empleos enfrentan “una alta probabilidad de automatización en las próximas dos décadas” (retomando la formulación original de Frey y Osborne) (ver cuadro II-7).

**Cuadro II-7. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización (2017)**

|                            |            |
|----------------------------|------------|
| Observaciones              | 7,830,9358 |
| Porcentaje de trabajadores | 57.81 %    |
| Desviación estándar        | 0.2917     |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Esta estimación es consistente con la generada por la CEPAL en el informe ORBA, donde estima que el 56.01% de la fuerza laboral para el 2015 enfrenta una alta probabilidad de automatización.

En conclusión, la estimación del porcentaje de la fuerza laboral a nivel agregado con alta probabilidad de automatización para Chile de este estudio confirma la primera hipótesis que plantea que, en términos generales, los países emergentes están enfrentados a una mayor disrupción laboral que las economías avanzadas (ver cuadro II-8).

**Cuadro II-8. Porcentaje comparado de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización**

|                     | País           | Porcentaje de la fuerza de trabajo | Estudio                        |
|---------------------|----------------|------------------------------------|--------------------------------|
| Economías avanzadas | Estados Unidos | 47 %                               | Frey y Osborne (2013)          |
|                     | Finlandia      | 35.7 %                             | Pajarinen y Rouvinen (2014)    |
|                     | Alemania       | 59 %                               | Brezski y Bur (2015)           |
| Países emergentes   | Argentina      | 64.1 %                             | Aboal y Zunino (2017)          |
|                     | Chile          | 57.81 %                            | Presente estudio               |
|                     | Uruguay        | 66.4 %                             | Aboal y Zunino (2017)          |
|                     | Nigeria        | 65.01                              | Santos, Monroy y Moreno (2015) |
|                     | Sudáfrica      | 66.54                              |                                |
|                     | India          | 68.94                              |                                |
|                     | Tailandia      | 72.15                              |                                |
|                     | Angola         | 73.76                              |                                |
|                     | China          | 77.07                              |                                |
|                     | Nepal          | 79.87                              |                                |

*Fuente: Compilación de los autores*

La segunda conclusión que se desprende del análisis de la encuesta CASEN entre el 2013 y el 2017 demuestra una tendencia decreciente en el porcentaje de la fuerza laboral que enfrenta un alto riesgo de automatización. Para comprender lo que está determinando esta tendencia debemos adentrarnos en el análisis de la relación entre probabilidad de automatización y nivel educativo.

## XI.2.2. Relación entre automatización de empleos y nivel educativo

El cuadro II-9 presenta el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización por nivel educativo para Chile entre el 2013 y el 2017.

**Cuadro II-9. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por nivel educativo (2013-17)**

|                      | 2013      | 2015      | 2017       |
|----------------------|-----------|-----------|------------|
| Observaciones        | 7,237,068 | 7,504,430 | 7,830,9358 |
| Probabilidad         | 58.91%    | 58.53%    | 57.81 %    |
| Desviación estándar  | 0.2854    | 0.2926    | 0.2917     |
| Sin educación básica | 72.37%    | 70.83%    | 72.48%     |
| Educación básica     | 68.81%    | 68.24%    | 68.87%     |
| Educación media      | 65.94%    | 66.03%    | 65.38%     |
| Educación superior   | 36.34%    | 38.01%    | 38.22%     |

Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN

La primera observación generada a partir del cuadro II-9 es una confirmación de la segunda hipótesis presentada en la sección anterior. Adicionalmente, la evidencia coincide con lo fundamentado en otros estudios similares, respecto a que la probabilidad de automatización de empleo disminuye con el nivel educativo (ver cuadro II-10).

**Cuadro II-10. Porcentaje comparado de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por nivel educativo**

|                      | Argentina<br>(2015) | Uruguay<br>(2015) | Chile<br>(2017) |
|----------------------|---------------------|-------------------|-----------------|
| Nivel agregado       | 64.1 %              | 66.4%             | 57.81 %         |
| Sin educación básica | - - -               | - - -             | 72.48%          |
| Educación básica     | 71.3 %              | 73.7 %            | 68.87%          |
| Educación media      | 71.0 %              | 68.3 %            | 65.38%          |
| Educación superior   | 39.9 %              | 29.0 %            | 38.22%          |

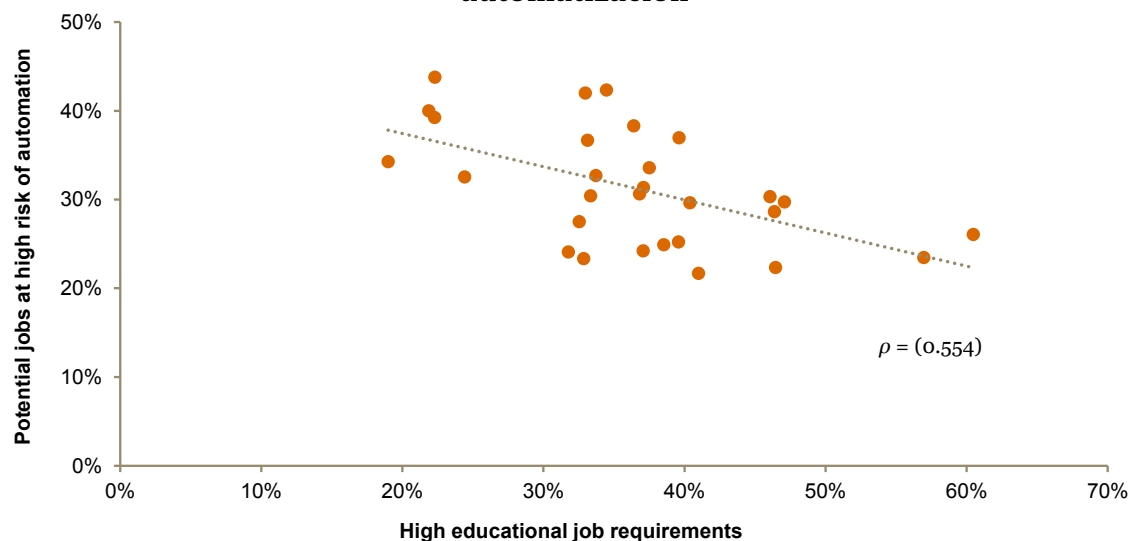
Fuente: Argentina y Uruguay (Aboal y Zunino, 2017); Chile (análisis de los autores en base a las encuestas CASEN)

Como lo confirma la investigación de Uruguay y Argentina, combinada con este análisis de Chile, 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).

Asimismo, el análisis de PwC sobre la relación entre el porcentaje de empleos con riesgo de automatización y la proporción de la fuerza laboral empleada en trabajos con requerimientos de capacitación elevados también confirma esta evidencia (ver gráfico II-2).

**Gráfico II-2. Correlación entre porcentaje de la fuerza laboral con elevados requerimientos de capacitación y vulnerabilidad de empleo a la automatización**



*Fuente: PwC. Will robots really steal our Jobs?*

De acuerdo con el gráfico II-2, cuanto más altos son los requerimientos de capacitación en la estructura productiva de un país, más baja es la probabilidad de automatización de empleo.

Pero el cuadro 10 que presenta las tendencias en el porcentaje de empleos automatizables en Chile plantea una segunda observación. De acuerdo con los valores del cuadro surge el interrogante de cómo es posible que el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización disminuya del 58.91% en el 2013 a 57.81% en el 2017 si los porcentajes de empleos vulnerables se mantienen relativamente estables para los primeros tres niveles educativos año a año y aumentan en el nivel de educación superior. De acuerdo con la tendencia en los valores por nivel educativo, el porcentaje de la fuerza laboral con alto riesgo de automatización debería aumentar y no disminuir.

La clave reside en analizar los cambios en la distribución de la fuerza de trabajo por nivel educativo en el país (ver cuadro II-11).

**Cuadro II-11. Chile: Distribución de la fuerza de trabajo por nivel educativo  
(2013-17)**

|                      | <b>2013</b> | <b>2015</b> | <b>2017</b> |
|----------------------|-------------|-------------|-------------|
| Sin educación básica | 10.85%      | 9.72%       | 9.19%       |
| Educación básica     | 23.40%      | 21.78%      | 20.33%      |
| Educación media      | 37.36%      | 38.31%      | 37.58%      |
| Educación superior   | 28.39%      | 30.19%      | 32.90%      |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Como se observa en el cuadro II-11, el porcentaje de la fuerza laboral con educación superior en Chile aumentó de 28.39% a 32.90% entre el 2013 y el 2017. Con ello, a pesar de que la probabilidad de automatización de trabajadores con educación superior se incrementó (de 36.34% a 38.22%) y se mantuvo estable en el resto de los niveles educativos, esto resultó en una disminución en el porcentaje de fuerza laboral pasible de ser automatizada. El incremento de trabajadores con educación superior ampliamente superó el aumento de la probabilidad de automatización de ocupaciones. En otras palabras, la reducción en la vulnerabilidad a la automatización reside en incrementar el nivel educativo de la fuerza laboral, lo que confirma la tercera hipótesis.

Esta última conclusión puede estar reflejando, asimismo, dos fenómenos. En primer lugar, la tendencia hacia un mayor nivel educativo de la población chilena. En segundo lugar, un desplazamiento del mercado laboral de la población menos educada hacia la población más educada. En este sentido, el aumento del nivel educativo de la fuerza de trabajo puede estar generando un impacto en la pérdida de empleo por parte de aquellos individuos que carecen de educación, lo que resulta en un efecto derivado de exclusión social, a ser analizado en la sección siguiente.

### **XI.2.3. Impacto de la automatización en la inclusión social**

El capítulo III del Primer Entregable define la inclusión social como el proceso de mejoramiento de las condiciones en las que individuos y grupos participan en la sociedad a partir de un mejoramiento de habilidades, oportunidades y dignidad de los grupos originalmente desfavorecidos. En contrapartida, la exclusión social está basada en numerosos mecanismos que van desde los estereotipos basados en género, raza, grupo étnico, a discapacidad física. De acuerdo con estos conceptos, se han identificado tres efectos de exclusión potencial que podrían ser atribuidos a la Cuarta Revolución Industrial: la polarización del empleo, el crecimiento de la desigualdad, y la disrupción laboral por falta de capacitación.

El análisis ocupacional permite detectar tres dimensiones de exclusión social resultantes de la probabilidad de automatización de empleo en Chile:

- La vulnerabilidad a la automatización es más alta para trabajadores de origen indígena que para aquellos que no lo son;

- La probabilidad de automatización de empleo es más alta para trabajadores de origen extranjero que para los chilenos; y
- La probabilidad de automatización de empleo afecta más a los trabajadores ubicados en el primer decil de ingreso que en los otros deciles.

El cuadro II-12 presenta el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización por origen entre el 2015 y el 2017.

**Cuadro II-12. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por origen (2015-17)**

|                | 2015   | 2017    |
|----------------|--------|---------|
| Nivel agregado | 58.53% | 57.81 % |
| No indígena    | 58.16% | 57.48%  |
| Indígena       | 62.70% | 61.27%  |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Como se observa en el cuadro II-12, si bien los porcentajes de la fuerza laboral no indígena se acercan al promedio nacional, el grupo indígena (que representa en el 2017 664,000 individuos en la fuerza laboral) muestra un alto porcentaje en riesgo de automatización. En este sentido, la automatización tiene el potencial para actuar como un mecanismo acelerador de exclusión social que ya, de por si, es compleja en el caso chileno: 23.4% de individuos indígenas empleados están abajo del nivel de pobreza, la tasa de desocupación es entre 2 y 3 puntos porcentuales más alta que en el grupo no indígena, y el analfabetismo llega al 5% (comparado con 3.6% en el grupo no indígena)<sup>22</sup>.

El cuadro II-13 presenta el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización por nacionalidad chilena o extranjera entre el 2013 y el 2017.

**Cuadro II-13. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por nacionalidad (2015-17)**

|                | 2013   | 2015   | 2017    |
|----------------|--------|--------|---------|
| Nivel agregado | 58.91% | 58.53% | 57.81 % |
| Chilenos       | 58.95% | 58.49% | 57.65%  |
| Extranjeros    | 57.01% | 59.69% | 60.23%  |

*Nota: Se excluye el año 2013 dado que la definición de extranjeros cambia de ese año al 2015.*

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

El análisis por nacionalidad indica una reversión en la probabilidad de automatización: de acuerdo con las estadísticas del 2013, los chilenos estaban más afectados por la automatización de empleo, mientras que en el 2017 la relación se modificó. De acuerdo con la encuesta CASEN del 2017, 60.23% de los 468,000 trabajadores de origen extranjero presentan una alta probabilidad de que su

<sup>22</sup> CASEN 2013. *Pueblos Indígenas: Síntesis de Resultados*. Ministerio de Desarrollo Social, Marzo 2015.

ocupación sea automatizada. Esto afectaría principalmente a trabajadores de origen peruano (23.8% del total de extranjeros), colombiano (13%) y boliviano (11.0%)<sup>23</sup>.

Finalmente, el cuadro II-14 presenta el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización por nivel socio-económico entre el 2015 y el 2017.

**Cuadro II-14. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por nivel socio-económico (2015-17)**

|                        | 2015   | 2017    |
|------------------------|--------|---------|
| Nivel agregado         | 58.53% | 57.81 % |
| 1er quintil de ingreso | 69.09% | 69.81%  |
| 2do quintil de ingreso | 66.72% | 67.39%  |
| 3er quintil de ingreso | 63.99% | 63.59%  |
| 4to quintil de ingreso | 59.06% | 58.29%  |
| 5to quintil de ingreso | 40.69% | 38.42%  |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Como se observa en el cuadro II-14, si bien el porcentaje total de la fuerza laboral vulnerable a la automatización disminuye entre el 2015 y el 2017, el mismo aumenta para el primer quintil de ingreso. De acuerdo con estos resultados, 69.81% de 859,000 trabajadores (o sea una cifra cercana a 600,000) trabajan en una ocupación con alto riesgo de automatización. Esto representará un aumento potencial de la tasa de desocupación o, en el mejor de los casos, en un acrecentamiento de la polarización de la estructura socio-económica y aumento de índices de pobreza.

En conclusión, el análisis ocupacional demuestra que la automatización de tareas asociadas con el desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial puede conllevar a un aumento de la exclusión social en términos de grupos indígenas, población extranjera, y trabajadores ubicados en el primer quintil de ingreso.

#### **XI.2.4. Impacto de la automatización por género**

El cuadro II-15 presenta el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización por género entre el 2013 y el 2017.

**Cuadro II-15. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por género (2013-17)**

|                | 2013   | 2015   | 2017    |
|----------------|--------|--------|---------|
| Nivel agregado | 58.91% | 58.53% | 57.81 % |
| Hombres        | 60.26% | 60.01% | 59.51%  |
| Mujeres        | 57.04% | 56.58% | 55.60%  |

*Fuente: análisis de los autores*

La tendencia identificada en el cuadro II-15 muestra que la reducción en el porcentaje de trabajadores cuya ocupación está en alta probabilidad de automatización beneficia

<sup>23</sup> Departamento de Extranjería y Migración (abril, 2018).

más al género femenino que al masculino. Esta evidencia es consistente con la identificada por Aboal y Zunino (2017) para Argentina y Uruguay.

**Cuadro II-16. Porcentaje comparado de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por género**

|                | <b>Argentina<br/>(2015)</b> | <b>Uruguay<br/>(2015)</b> | <b>Chile<br/>(2017)</b> |
|----------------|-----------------------------|---------------------------|-------------------------|
| Nivel agregado | 64.1 %                      | 66.4%                     | 57.81 %                 |
| Hombres        | 66.1 %                      | 69.2 %                    | 59.51%                  |
| Mujeres        | 61.3 %                      | 63.0 %                    | 55.60%                  |

*Fuente: Argentina y Uruguay (Aboal y Zunino, 2017); Chile (análisis de los autores en base a las encuestas CASEN)*

En los tres países, la probabilidad de automatización de ocupaciones para trabajadores del sexo masculino es significativamente más alta que en el femenino. Esta evidencia es consistente con la generada en el estudio de PwC (2018). Si bien este último se basa en el análisis por tareas y no ocupacional como los citados en el cuadro II-16, los autores determinan que la probabilidad de automatización en trabajadores de género masculino es 34% (rango 29% a 39% de acuerdo con países) mientras que en el género femenino es de 26% (rango 22% a 31%) debido a la concentración de empleo masculino en la manufactura. Esta diferencia disminuye con el nivel de educación (cuanto más alto es el nivel educativo, menor es la diferencia entre géneros): de acuerdo con PwC, a bajo nivel educativo, el riesgo masculino es de 52% mientras que el femenino es de 29%.

Es importante mencionar que otros estudios llegan a conclusiones opuestas respecto del género cuyas ocupaciones enfrentan más riesgo de automatización. Por ejemplo, un estudio del *Institute for Public Policy Research* del Reino Unido estima que la Cuarta Revolución Industrial afectará más al género femenino en la medida de que este concentra una mayor proporción de empleos automatizables. De acuerdo con este estudio, al considerar las ocupaciones del Reino Unido en riesgo de automatización, el género femenino concentra 46.8% de la fuerza de trabajo comparada con 40.9% del género masculino. Adicionalmente, las mujeres representan una proporción menor de ocupaciones de alta tecnología que se benefician por la Cuarta Revolución Industrial. De manera similar, el estudio de Brussevich et al. (2018) concluye que el empleo femenino enfrenta una probabilidad de automatización del 50% comparada con 40% de hombres con el mismo nivel educativo. Los autores explican que esto se debe a que, de manera agregada, las mujeres realizan tareas más rutinarias que los hombres, con lo cual la probabilidad de automatización de su empleo es más alta.

En el caso chileno se observa que si bien los trabajadores de género femenino tienen mayor probabilidad de que su ocupación sea automatizada, esto se compensa parcialmente con el hecho de que las mujeres ocupadas tienen en promedio un mayor nivel educativo que los hombres que trabajan. De esta manera, correspondería realizar un análisis donde se controla la probabilidad de automatización por nivel educativo.



\* \* \* \* \*

Con esto, se concluye el análisis ocupacional del caso chileno. A continuación, se pasará a analizar el impacto de la automatización en el empleo a partir del análisis por tareas.

## **XII. ANÁLISIS POR TAREAS**

### **XII.1. Metodología**

El análisis por tareas está basado en los datos contenidos en la base PIAAC (*Program for the International Assessment of Adult Competencies*), la que cubre información para los países de la OCDE. Si bien la base contiene mas de 200,000 registros, las observaciones para Chile representan 5,212 para el 2015. Cada observación contiene respuestas individuales a 100 preguntas agrupadas en los siguientes tres componentes (ver cuadro II-17).

**Cuadro II-17. PIAAC: Componentes principales del cuestionario**

| <b>Pilares</b>     | <b>Componentes</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                        |
|--------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Evaluación directa | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Alfabetización</li> <li>• Análisis cuantitativo</li> <li>• Componentes de lectura</li> <li>• Resolución de problemas técnicos simples, y complejos</li> </ul>                                                                                                                                                                                    |
| Uso de habilidades | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Uso de habilidades cognitivas – lectura, escritura y uso de TIC</li> <li>• Interacción personal y sociabilidad – colaboración, capacitación, planeamiento, comunicación, negociación, y contacto con clientes</li> <li>• Aptitudes físicas – habilidades motrices</li> <li>• Capacidad de aprendizaje – aprendizaje formal e informal</li> </ul> |
| Cuestionario base  | <ul style="list-style-type: none"> <li>• Características demográficas</li> <li>• Educación y formación</li> <li>• Origen social y lingüístico</li> <li>• Empleo e ingreso</li> <li>• Utilización de TIC</li> </ul>                                                                                                                                                                        |

*Fuente: PIAAC. Componentes principales de la Evaluación de Competencia de Adultos*

La ventaja de esta base de datos es que brinda información a nivel individual. De este modo se pueden observar las habilidades específicas de cada trabajador (por ejemplo: dos trabajadores con una misma ocupación en una misma empresa podrían tener habilidades diferentes y por ende enfrentan diferentes probabilidades de que su empleo sea automatizado).

Para la realización de esta estimación para el caso de Chile se replicó lo realizado por Nedelkoska y Quintini (2018). Esa investigación, replica a su vez la metodología de Arntz et al. (2016), y parte de identificar cuellos de botella en los procesos de producción, relacionados con ciertas preguntas relativas a capacidades de trabajadores disponibles en la base PIAAC. Sin embargo, el número de preguntas

consideradas por ambas investigaciones no es similar: Arntz et al. (2016) usan 32 preguntas mientras que Nedelkoska y Quintini (2018) usan 10. La utilización de 10 preguntas en nuestra investigación intenta preservar la mayor cantidad de observaciones dado que el aumento de preguntas a considerar eleva la probabilidad de datos omitidos en una respuesta, restringiendo la dimensión de la base de datos (ver lista de preguntas consideradas en cuadro II-18).

**Cuadro II-18. Preguntas de PIAAC consideradas en la identificación de cuellos de botella**

| <b>Cuellos de Botella</b> | <b>Variable en PIAAC</b>                   | <b>Código</b> | <b>Descripción</b>                                                                                                      |
|---------------------------|--------------------------------------------|---------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Percepción y manipulación | Aptitudes físicas – habilidades motrices   | F_Q06C        | ¿Con qué frecuencia usa competencia y habilidad la manipulación de manos y dedos?                                       |
| Inteligencia creativa     | Resolución de problemas técnicos simples   | F_Q05A        | ¿Con qué frecuencia resuelve problemas simples que no requieren mas de 5 minutos para encontrar una buena solución?     |
|                           | Resolución de problemas técnicos complejos | F_Q05B        | ¿Con qué frecuencia resuelve problemas complejos requiriendo por lo menos 30 minutos para encontrar una buena solución? |
| Inteligencia social       | Capacitación de empleados                  | F_Q02B        | ¿Con qué frecuencia entrena o capacita individuos o grupos?                                                             |
|                           | Aconsejar                                  | F_Q02B        | ¿Con qué frecuencia aconseja a individuos?                                                                              |
|                           | Planeamiento                               | F_Q03B        | ¿Con qué frecuencia planea el trabajo para otros?                                                                       |
|                           | Comunicar                                  | F_Q02A        | ¿Con qué frecuencia comparte información con otros trabajadores?                                                        |
|                           | Negociar                                   | F_Q04B        | ¿Con qué frecuencia negocia con individuos dentro y fuera de su organización?                                           |
|                           | Asesorar                                   | F_Q04A        | ¿Con qué frecuencia asesora o influencia individuos?                                                                    |
|                           | Vender                                     | F_Q02D        | ¿Con qué frecuencia vende un producto o servicio?                                                                       |

*Fuente: Evaluación de Competencia de Adultos (PIAAC) 2012, 2015*

Cada encuestado debe responder a estas preguntas asignando un valor de 1 a 5 en términos de la importancia que la misma tiene en su trabajo<sup>24</sup>. A partir de las respuestas las preguntas del cuadro 18, Nedelkoska y Quintini (2018) generan una regresión logística para las respuestas de Canadá (el país con mejor calidad de datos de la base PIAAC), a partir de la cual se pueden inferir económicamente diferentes probabilidades de automatización en base a las respuestas a cada pregunta. La regresión toma la probabilidad de automatización de la ocupación mencionada por el encuestado (a dos dígitos) de acuerdo con los resultados de Frey y Osborne como variable dependiente y las respuestas a cada una de las 10 preguntas como variables independientes. Si bien la metodología es similar, Nedelkoska y Quintini (2018) usan los resultados para Canadá para calcular los coeficientes mientras que Arntz et al. (2016) usan los datos de Estados Unidos<sup>25</sup>. De esta manera, Nedelkoska y Quintini

<sup>24</sup> 1- Nunca; 2 – menos de una vez por mes; 3 – por lo menos una vez por mes pero menos de una vez por semana; 4 – por lo menos una vez por semana pero no todos los días; 5 – todos los días.

<sup>25</sup> Nedelkoska y Quintini (2018) consideran que los datos de Canadá son mas completos y fiables que los de Estados Unidos.

(2018) calculan los coeficientes por tarea que determinan la probabilidad de automatización (ver cuadro II-19).

**Cuadro II-19. Probabilidad de automatización por tarea en función del uso requerido de habilidades**

| Habilidad                                  | Probabilidad | Errores Estándar Robustos |
|--------------------------------------------|--------------|---------------------------|
| Aptitudes físicas – habilidades motrices   | 0.105 ***    | 0.022                     |
| Resolución de problemas técnicos simples   | 0.0573 *     | 0.0309                    |
| Resolución de problemas técnicos complejos | -0.0691 **   | 0.0297                    |
| Capacitación de empleados                  | -0.0691 ***  | 0.0255                    |
| Planeamiento                               | -0.308 ***   | 0.0234                    |
| Influenciar co-trabajadores                | -0.235 ***   | 0.0267                    |
| Negociar                                   | 0.0463 *     | 0.0255                    |
| Vender                                     | 0.160 ***    | 0.0206                    |
| Asesorar                                   | -0.199 ***   | 0.027                     |
| Comunicar                                  | 0.214 ***    | 0.026                     |
| Constante                                  | 0.363 **     |                           |
| Observaciones                              | 4,656        |                           |
| Pseudo R cuadrado                          | 0.137        |                           |
| Probabilidad de Log                        | -2769        |                           |
| Area bajo la curva de ROC                  | 0.743        |                           |
| AIC                                        | 1.194        |                           |
| BIC                                        | -33693.5     |                           |

Nota: significativo a \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$

Fuente: Nedeloska, L. y Quintini, G. (2018)

Los resultados de esa regresión para el caso de Canadá muestran que las 10 preguntas consideradas son significativas para estimar la probabilidad de automatización.

Con estos coeficientes, se comienza con la estimación de probabilidades de automatización para el caso de Chile<sup>26</sup>. En primer lugar se descargaron las respuestas a la Evaluación de Competencia de Adultos (PIAAC) para el caso de Chile en formato .csv del siguiente sitio web: <http://vs-web-fs-1.oecd.org/piaac/puf-data/CSV/>. Posteriormente, se procedió a convertir esa base de datos a formato .dta (formato propio del software estadístico STATA) para poder trabajar con mayor facilidad con ese volumen de datos. Dentro del programa STATA se trabajó en convertir respuestas que originalmente venían dadas en modo texto, a formato numérico para la estimación de las probabilidades de los trabajadores de Chile.

Como resultado de este trabajo, se cuenta con 4,035 observaciones para Chile, que representan (usando el factor de expansión de PIAAC) a una población de 9,837,039 trabajadores chilenos. Posteriormente, para cada una de esas 4,035 observaciones se estimó la probabilidad individual de automatización del empleo en base a las respuestas de esos trabajadores a las 10 preguntas del Cuadro 19. Para la estimación

<sup>26</sup> La razón por la cual no se reproduce esta regresión logística para los datos de Chile es que los datos de este país en PIAAC no incluye muchos registros de ocupaciones.

de esa probabilidad en primer lugar se consideró el siguiente valor intermedio para cada observación:

Valor por individuo =  $0.363 + 0.105 * \text{dexterity} + 0.0573 * \text{simple\_problems} - 0.0691 * \text{complex\_problems} - 0.0691 * \text{teaching} - 0.199 * \text{advise} - 0.308 * \text{plan\_others} + 0.214 * \text{communication} + 0.0463 * \text{negotiate} - 0.235 * \text{influence} + 0.16 * \text{sell}$

Posteriormente, y considerando que los resultados del cuadro 19 vienen dados de una regresión logística, se estimó la probabilidad individual del siguiente modo:

Probabilidad =  $\exp(\text{Valor por individuo}) / (1 + \exp(\text{Valor por individuo}))$

## XII.2. Resultados y discusión

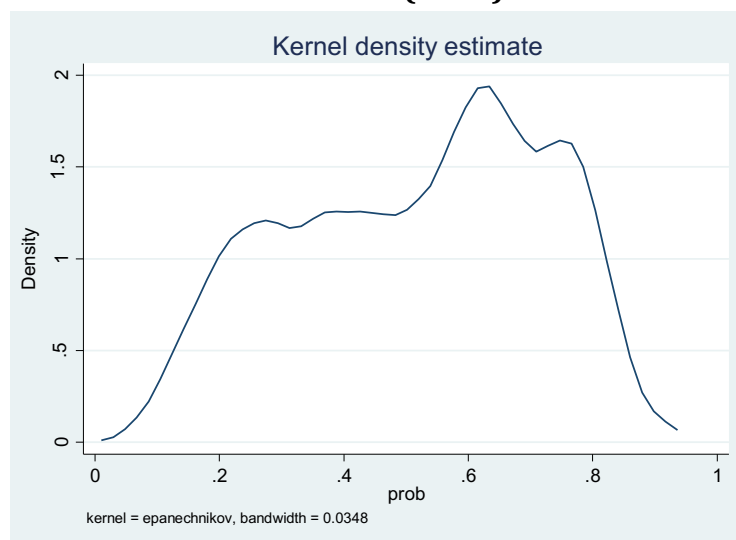
Los resultados del análisis son presentados de acuerdo a dos dimensiones:

- Probabilidad de automatización de empleos a nivel agregado
- Impacto de la automatización a nivel de genero

### XII.2.1. Probabilidad de eliminación de empleos a nivel agregado

La probabilidad promedio de automatización para Chile (ponderada por su factor de expansión) es de 51.76% con un desvío estándar de 0.2038, una probabilidad mínima de 4.51% y una probabilidad máxima 90.12%. Esas probabilidades siguen la distribución presentada en el gráfico II-3.

**Gráfico II-3. Chile Probabilidad de Automatización: Estimación de la Densidad de Kernel (2015)**



*Fuente: análisis de los autores*

Para comparar con Arntz et al. (2016) que consideran que las ocupaciones en riesgo son aquellos que tienen una probabilidad de automatización mayor al 70% se estima

ese valor a partir de la función de densidad acumulada lo que resulta en 22.51% de los trabajadores de Chile con riesgo de automatización.

A continuación, dada la incertidumbre respecto de qué porcentaje de tareas por ocupación son automatizables, se corre un análisis de sensibilidad determinándose el resultado con diferentes umbrales de probabilidad de automatización (50%, 55%, 60%, 65%, 70%, 75% y 80%) (ver cuadro II-20).

**Cuadro II-20. Chile: Porcentaje de ocupaciones automatizables (2015)**

| Probabilidad de tareas automatizables por ocupación | Porcentaje de ocupaciones <sup>27</sup> |
|-----------------------------------------------------|-----------------------------------------|
| 50%                                                 | 55.94%                                  |
| 55%                                                 | 49.54%                                  |
| 60%                                                 | 41.95%                                  |
| 65%                                                 | 30.45%                                  |
| 70%                                                 | 22.51%                                  |
| 75%                                                 | 14.98%                                  |
| 80%                                                 | 5.22%                                   |
| Población                                           | 9,837,039                               |
| Media                                               | 51.75%                                  |

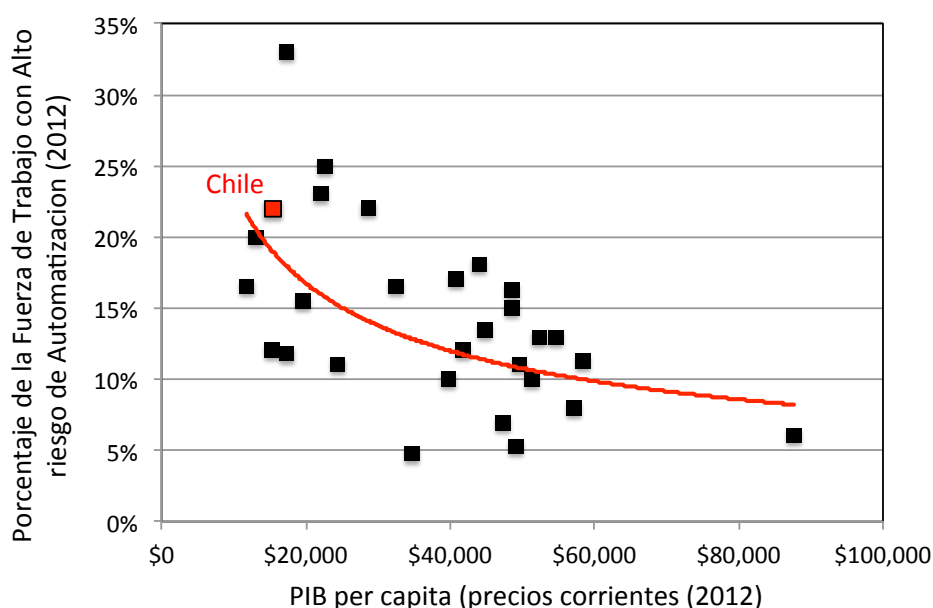
*Fuente: análisis de los autores*

El análisis de sensibilidad es ilustrativo en el sentido de que permite determinar dos niveles de disrupción laboral. El umbral de 70% de tareas automatizables define aquellas ocupaciones con alta probabilidad de automatización (y consecuentemente de pérdida de empleo). Los puntos de corte inferiores indican empleos que sufrirán un elevado nivel de transformación como resultado de la digitalización. Por ejemplo, de acuerdo con el umbral de 70%, se estima que 22.51% (o sea 2,070,000 trabajadores enfrentan una alta probabilidad de automatización de su ocupación). Pero adicionalmente, considerando el punto de corte de 60% (la mediana de la curva de densidad), otros 1,800,000 enfrentarían un alto grado de transformación de su ocupación, lo que requerirá intensos programas de capacitación.

Usando el umbral de 70% de tareas automatizables, y comparando nuestra estimación de Chile con las estimaciones generadas por Nedelkoska y Quintini (2018) para el resto de los países de la OCDE se pueden comenzar a identificar las variables que determinan el porcentaje de la fuerza de trabajo con alto riesgo de automatización (ver Gráfico II-4).

<sup>27</sup> Corresponde mencionar que los valores generados en este análisis son consistentes con los calculados por Nedelkoska y Quintini (2018). Una observación visual de los datos estimados para Chile de estos autores indica que al punto de corte de 70%, el porcentaje de ocupaciones es 22%, mientras que al 50% es de 53%.

**Gráfico II-4. Países de la OCDE: PIB per cápita vs. Porcentaje del empleo con alto riesgo de automatización**



*Fuentes: IMF; Nedelkoska y Quintini (2018); análisis de los autores*

Como se observa en el gráfico II-4, existe una relación inversa entre el grado de desarrollo económico de un país y el porcentaje de la fuerza de trabajo que enfrenta un riesgo de automatización. Asimismo, la posición de Chile en el universo de países de la OCDE confirma la primera hipótesis del estudio que indica que el impacto de la automatización es más alto en países emergentes, con lo cual la probabilidad de desaparición de empleo para Chile debería ser más elevada que para las economías avanzadas.

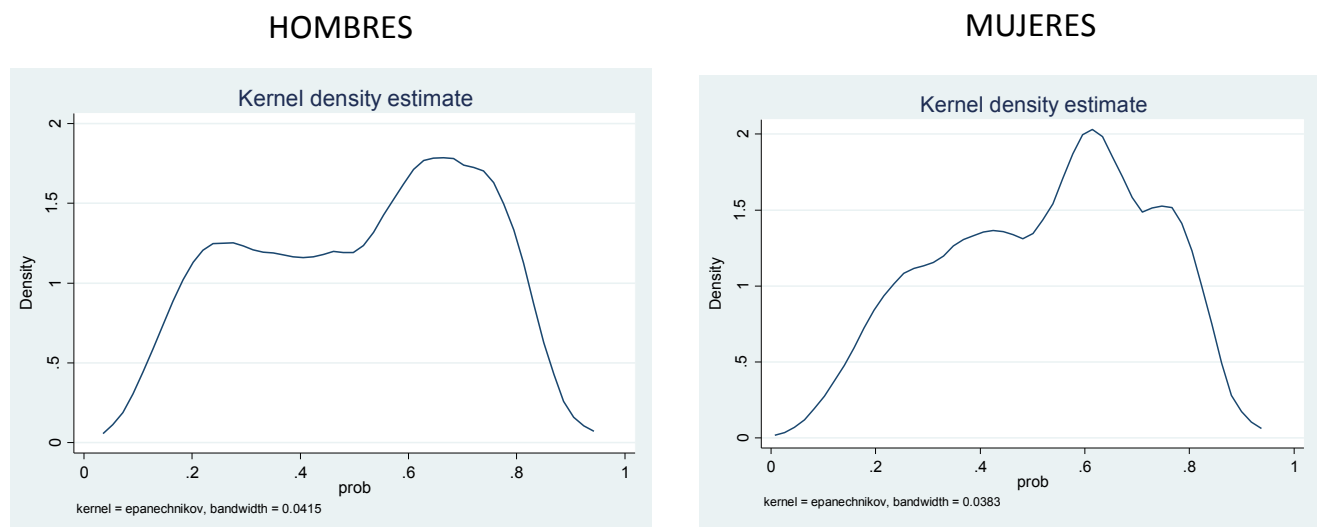
Corresponde mencionar, asimismo, que la investigación realizada hasta el momento indica que existen un número importante de variables que condicionan el porcentaje de fuerza de trabajo con riesgo de automatización. Por ejemplo, Nedelkoska y Quintini (2018) explican que la varianza entre países es función de la estructura de sectores económicos (30%), así como por la distribución de tareas dentro de cada sector económico (70%). Asimismo, como lo plantean Arntz et al. (2016), la organización de tareas dentro de cada ocupación varía sustancialmente de país a país.

### **XII.2.2. Impacto de la automatización a nivel de genero**

Para realizar el análisis de impacto de la automatización por género de acuerdo con el análisis por tareas, se reproduce el análisis realizado para el conjunto de la base tanto para hombres como para mujeres.

La probabilidad promedio de automatización para hombres es de 51.29% y para mujeres 52.32%. La diferencia entre ambas probabilidades no debe ser considerada como significativa dada la reducción en el número de observaciones. Sin embargo, el análisis comparado de probabilidades de acuerdo con su distribución demuestra una diferencia de nota (ver gráfico II-5).

**Gráfico II-5. Chile Probabilidad Comparada de Automatización: Estimación de la Densidad de Kernel (2015)**



*Fuente: análisis de los autores*

El análisis comparado de densidad de probabilidad demuestra que los hombres presentan una distribución más uniforme que las mujeres en la distribución de empleos automatizables. Esto se demuestra claramente al realizar el análisis de sensibilidad del porcentaje de tareas por ocupación que son automatizables (ver cuadro II-21).

**Cuadro II-21. Chile: Porcentaje de ocupaciones automatizables (2015)**

| Probabilidad de tareas automatizables por ocupación | Porcentaje total de ocupaciones | Porcentaje de ocupaciones Hombres | Porcentaje de ocupaciones Mujeres |
|-----------------------------------------------------|---------------------------------|-----------------------------------|-----------------------------------|
| 50%                                                 | 55.94%                          | 55.01%                            | 57.03%                            |
| 55%                                                 | 49.54%                          | 48.69%                            | 50.53%                            |
| 60%                                                 | 41.95%                          | 42.51%                            | 41.24%                            |
| 65%                                                 | 30.45%                          | 31.37%                            | 29.31%                            |
| 70%                                                 | 22.51%                          | 23.12%                            | 21.72%                            |
| 75%                                                 | 14.98%                          | 15.01%                            | 14.91%                            |
| 80%                                                 | 5.22%                           | 5.39%                             | 4.95%                             |
| Población                                           | 9,837,039                       | 5,401,794                         | 4,435,245                         |
| Media                                               | 51.75%                          | 51.29%                            | 52.32%                            |

*Fuente: análisis de los autores*

La respuesta a la hipótesis que planteaba que la proporción de empleo femenino vulnerable a la automatización va a ser más baja que el empleo masculino no es concluyente. Si el punto de corte de probabilidad de las tareas pasibles de ser automatizadas es 70%, el empleo masculino es más afectado que el femenino en casi dos puntos porcentuales. Considerando la distribución de probabilidades del empleo femenino, al disminuir el punto de corte de la probabilidad a 55%, la posición de género se invierte: el empleo femenino es más afectado.

### XIII. CONCLUSIÓN: ANÁLISIS DE RESULTADOS COMPARADOS

Los análisis del impacto de automatización en la fuerza de trabajo de Chile han generado los siguientes resultados (ver cuadro II-22).

**Cuadro II-22. Chile. Porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización**

|      | Análisis ocupacional | Promedio ponderado | Análisis por tareas |         |         |
|------|----------------------|--------------------|---------------------|---------|---------|
|      |                      |                    | 50%                 | 60%     | 70%     |
| 2013 | 58.91 %              |                    |                     |         |         |
| 2015 | 58.53 %              | 51.75%             | 55.94 %             | 41.95 % | 22.51 % |
| 2017 | 57.81 %              |                    |                     |         |         |

*Fuente: análisis de los autores*

La comparación de resultados basados en las dos metodologías demuestra que ambas son relativamente consistentes. El análisis ocupacional podría estar calculando no solo la destrucción de empleo, tal y cual es concebida en el análisis de tareas sino también la restructuración de ocupaciones como resultado de la digitalización. El porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización si 50% de las tareas de cada ocupación son automatizables (55.94%) es cercano a la estimación del análisis ocupacional de pérdida de empleos (58.53%). Esta aproximación es similar a la registrada en aquellos países donde se han realizado los dos tipos de análisis (ver cuadro II-23).

**Cuadro II-23. Comparación de porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización**

|                | Análisis ocupacional | Análisis por tareas |      |
|----------------|----------------------|---------------------|------|
|                |                      | 50%                 | 70%  |
| Alemania       | 59 %                 | 54 %                | 36 % |
| Estados Unidos | 47 % - 49.2 %        | 38 %                | 28 % |
| Finlandia      | 35.7 %               | 33 %                | 23 % |
| Reino Unido    | 35 % - 44 %          | 38.5 %              | 26.5 |

*Fuente: Compilación de los autores*



Como se observa en el cuadro II-23, la estimación del análisis por tareas bajo el punto de corte de 50% está cercana a la estimación del análisis ocupacional para Alemania, Finlandia y el Reino Unido.

En este sentido, y retomando la formulación de Nedelkoska y Quintini (2018), la estimación con el punto de corte del 70% indicaría los empleos chilenos con alto riesgo de automatización (2,070,000 trabajadores), mientras que el punto de corte del 50% incluye los trabajadores cuyo empleo será reestructurado en función de la incorporación de tecnologías digitales (1,800,000 empleos). En particular, esta es una categoría de la fuerza laboral que recibe menos programas de capacitación por parte de empresas del sector privado y enfrenta mayores barreras a la formación continua debido a límites de tiempo y motivación temporal.

Los análisis por ocupación y por tareas del impacto de la automatización por género muestran resultados divergentes. A nivel agregado, los resultados del análisis por tareas (bajo un punto de corte del 70%) son consistentes con el análisis por ocupaciones. Sin embargo, al reducir el punto de corte a 50%, el orden de género se invierte (ver cuadro II-24).

**Cuadro II-24. Chile: Porcentaje de la fuerza de trabajo con alta probabilidad de automatización por género (2015)**

|                | <b>Análisis ocupacional</b> | <b>Análisis por tareas (promedio)</b> | <b>Análisis por tareas (70% umbral)</b> | <b>Análisis por tareas (50% umbral)</b> |
|----------------|-----------------------------|---------------------------------------|-----------------------------------------|-----------------------------------------|
| Nivel agregado | 58.53%                      | 51.75 %                               | 22.51 %                                 | 55.94 %                                 |
| Hombres        | 60.01%                      | 51.29%                                | 23.12 %                                 | 55.01 %                                 |
| Mujeres        | 56.58%                      | 52.32 %                               | 21.72 %                                 | 57.03 %                                 |

*Fuente: análisis de los autores*

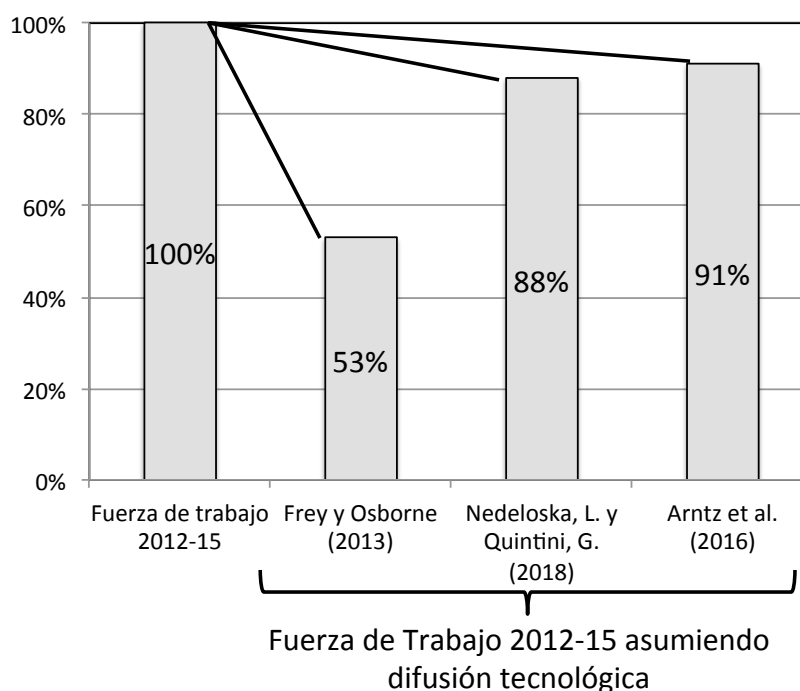
Finalmente, desde el punto de vista de la inclusión social, el análisis ocupacional ha demostrado que la automatización de tareas asociadas con el desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial puede conllevar a un aumento de la exclusión social en términos de grupos indígenas, población extranjera, y trabajadores ubicados en el primer quintil de ingreso.

## **TERCERA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – ANÁLISIS TEMPORAL**

### **IX. INTRODUCCIÓN**

En las primeras dos partes de este estudio se ha estimado la probabilidad de automatización de empleo en Chile a partir del desarrollo tecnológico en áreas como inteligencia artificial y robótica. Estos análisis retomaron las metodologías de Frey y Osborne (2013) para el análisis ocupacional y Nedeloska, L. y Quintini, G. (2018) para el análisis por tareas<sup>28</sup>. Los estudios originales calculan la desaparición de empleo tomando como punto de partida la estructura de la fuerza de trabajo de Estados Unidos al 2012 para Frey y Osborne (2013) y 2015 para Nedeloska, L. y Quintini, G. (2018). Estos estudios asumen implícitamente que la tecnología ya ha sido desarrollada, está disponible comercialmente y ha sido adoptada en el tejido productivo. Es decir, estos estudios dejan de lado la variable temporal que considera todos los factores incluidos en el proceso de difusión de la innovación (ver las estimaciones para Estados Unidos en el gráfico III-1).

**Gráfico III-1. Estados Unidos: Reducción de la fuerza de trabajo como resultado de la automatización**

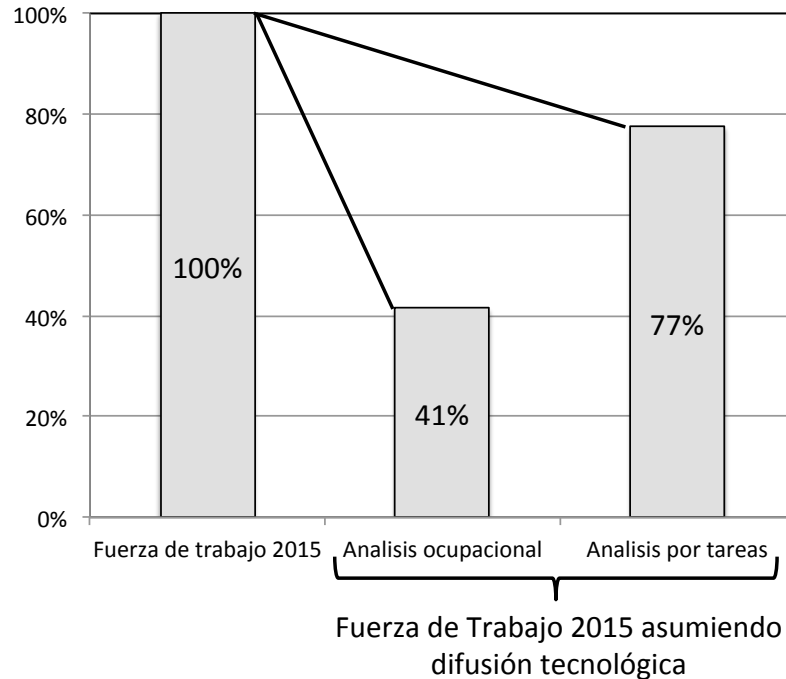


*Fuente: Compilación de los autores*

<sup>28</sup> Esta última es una modificación metodológica del primer análisis por tareas realizado por Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U. (2016).

De la misma manera, los análisis del caso chileno realizados como parte de este estudio están basados en el mismo supuesto (ver gráfico III-2).

**Gráfico III-2. Chile: Reducción de la fuerza de trabajo como resultado de la automatización**



Nota: el dato del análisis ocupacional considera solamente el año 2015 con fines comparativos

*Fuente: Análisis de los autores*

Ambas aproximaciones 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 y la difusión de innovaciones. Adicionalmente, estos análisis dejan de lado otros factores exógenos como la legislación social regulando el mercado de trabajo, y preferencias sociales respecto al proceso de automatización<sup>29</sup>.

Esta parte retoma las estimaciones de impacto presentadas en el gráfico 2 (desarrolladas en el segundo entregable) y calcula el impacto de la variable temporal, presentando dichas estimaciones a lo largo del tiempo. Esto es realizado dado que la definición de políticas públicas orientadas a disminuir el impacto de la automatización en el mercado de trabajo debe estar basada en una comprensión de la disrupción en el tiempo.

El capítulo XV retoma la literatura de investigación presentada en el primer entregable, enfocándose en el análisis del impacto temporal de la Cuarta Revolución

<sup>29</sup> Es importante mencionar que todos los estudios mencionados en el análisis de la literatura hacen referencia a diversos factores temporales, reconociendo que su inclusión modificaría los resultados.

Industrial. El capítulo XVI presenta los resultados del análisis temporal. La conclusión del capítulo XVII presenta las implicancias para Chile.

## **XV. LA LITERATURA SOBRE LA VARIABLE TEMPORAL EN EL ANÁLISIS DEL IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN EL EMPLEO**

Como se menciona arriba, la mayoría de los estudios del impacto laboral de la automatización excluyen la variable temporal en sus estimaciones. Por ejemplo, Frey y Osborne (2013) concluyen que 47% del empleo estadounidense está en una posición de alto riesgo de automatización en un lapso de “una década o dos” (p. 41). Los autores reconocen que la metodología usada contiene varias limitaciones. Primero, la proyección no asume una tasa de progreso tecnológico o de difusión de innovaciones. Los autores reconocen que la experiencia de adopción de tecnologías digitales avanzadas, aún en el marco de programas 4.0 en países como Alemania muestra un significativo efecto de rezago causado por falta de recursos humanos o acceso limitado a tecnologías, particularmente en el segmento de Pymes. Segundo, los autores del estudio reconocen que la resistencia a la automatización puede generar demoras en el proceso de digitalización. Tercero, las estimaciones no incluyen ningún tipo de supuestos en lo referido al costo de mano de obra o nivel de desocupación o pleno empleo, tal y como había sido incorporado en el modelo original de Autor, Levy and Murnane (2003). De la misma manera, los estudios que retoman la metodología de Frey y Osborne (2013) como Pajarinen y Rouvinen (2014), Deloitte (2015), y Micco y Soler (2018) no incluyen ningún análisis temporal, aunque hacen mención de algunas de estas limitaciones.

Ciertos análisis por tareas también excluyen el estudio de la variable temporal. Por ejemplo, Arntz, Gregory y Zierahn (2016) y Nedelkoska y Quintini (2018) se enfocan en el desarrollo de una aproximación alternativa al análisis de impacto, el análisis por tareas, para contraponerla al análisis ocupacional, dejando de lado como ese impacto se desarrolla en el tiempo.

Por otro lado, hay algunos estudios que reconocen la necesidad de proporcionar una mayor precisión temporal al análisis de impacto en función de diferentes procesos de adopción. Es importante mencionar, sin embargo, la diversidad metodológica y la falta de coherencia en los marcos conceptuales de los mismos. En términos generales, el análisis temporal de los pocos estudios que consideran esta dimensión puede ser desagregado en la consideración de tres variables:

- La disponibilidad comercial de soluciones de inteligencia artificial, combinada con sistemas robóticos;
- El factor económico afectando la sustitución capital-trabajo;
- La difusión de innovaciones en el tejido productivo.

### **XV.1. La disponibilidad comercial**

El estudio de la innovación tecnológica establece una diferencia entre el proceso de desarrollo de un producto y su disponibilidad comercial. En términos generales, los ciclos de innovación tecnológica están compuestos de tres etapas: la primera incluye las tareas de conceptualización y construcción de la tecnología (la etapa de innovación); la segunda (etapa de desarrollo) representa los procesos de adopción de la misma por parte de empresas; la tercera (impacto económico) es el momento donde la adopción de tecnología comienza a ejercer un impacto en la productividad, el empleo, y el crecimiento. Cada una de estas tres etapas pueden ser visualizadas en los tres ciclos de innovación de tecnologías digitales ocurridos desde mediados de la década del siglo XX:

- El desarrollo de informática, banda ancha y telecomunicaciones móviles;
- El despliegue de plataformas de Internet;
- La innovación alrededor del desarrollo de tecnologías avanzadas como la robótica, el Big Data y analíticos, el Internet de las Cosas, el Blockchain, y la Inteligencia Artificial, entre otras.

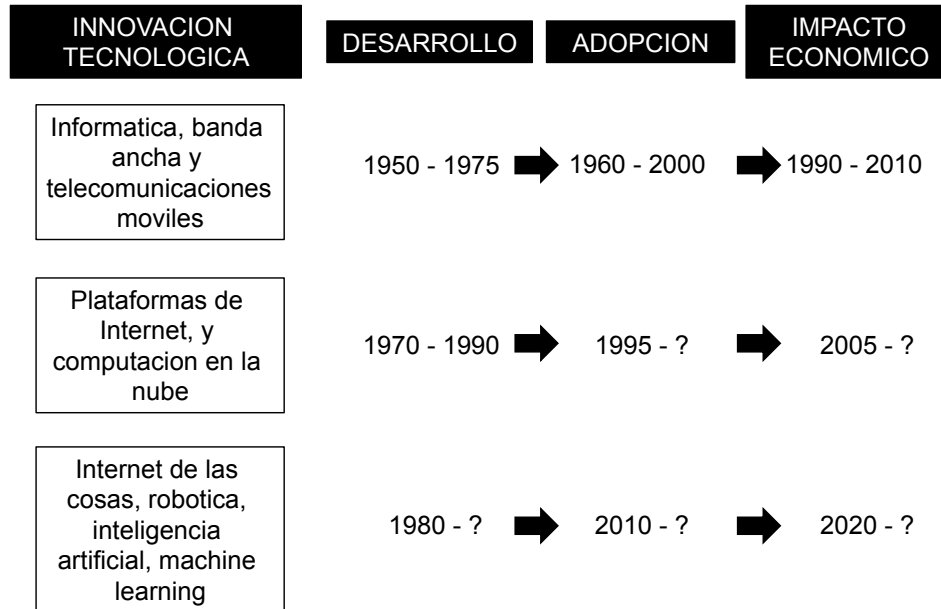
Cada ciclo se desarrolla en sus propios lapsos históricos. El primer ciclo (desarrollo de la informática de gestión, banda ancha y telecomunicaciones móviles) se inició en la década del 1950 cuando el desarrollo tecnológico generado como consecuencia de la IIª Guerra Mundial conllevó la aplicación civil de informática y el desarrollo de las telecomunicaciones digitales. La adopción de estas tecnologías en procesos productivos comenzó a ocurrir en las economías avanzadas a partir de la década de 1960<sup>30</sup>, mientras que los primeros signos de impacto económico en los países desarrollados comenzaron a ser detectados en la década del 1990. El segundo ciclo (plataformas de Internet y computación en la nube) comenzó con el desarrollo de ARPANET y el acceso remoto a infraestructura de procesamiento, iniciados en la década de 1970 y completados a mediados de los noventa cuando comienza su adopción en el mercado de empresas<sup>31</sup>. Finalmente, el comienzo del tercer ciclo innovador (robótica, el Big Data y analíticos, el Internet de las Cosas, el Blockchain, y la Inteligencia Artificial) puede ser situado alrededor del comienzo de los ochenta, aunque muchos de los componentes de base comenzaron a ser desarrollados anteriormente. Si bien, la etapa de desarrollo de este tercer ciclo aun no ha concluido, la adopción en la estructura productiva comenzó alrededor de la segunda década del siglo XXI (ver figura III-1).

---

<sup>30</sup> Uno de los hitos fundamentales del comienzo de esta primera etapa fue la introducción de la computadora IBM-360.

<sup>31</sup> Ver Katz, R. (2017). *Social and economic impact of digital transformation on the economy*. GSR-17 Discussion paper. Geneva: International Telecommunications Union.

**Figura III-1. Ciclos de desarrollo tecnológico**



*Fuente: Katz (2017)*

Como se observa en la figura III-1, un análisis de impacto en el empleo que se enfoca tan solo en el desarrollo tecnológico (primera etapa) tiende a subestimar el tiempo requerido para realizar las transformaciones en procesos productivos que permitan adoptar dichas tecnologías (segunda etapa). Esta etapa requiere la denominada “acumulación de capital intangible”<sup>32</sup>. Solamente tres de los estudios de análisis de impacto de la automatización en el empleo conceptualizan la diferencia entre desarrollo tecnológico y la disponibilidad comercial que conlleva al proceso de adopción en empresas. Cada uno usa metodologías diferentes.

#### **XV.1.1. Santos, Monroy y Moreno (2015)**

Los autores de este estudio introducen un factor que modifica la probabilidad de automatización en función de la disponibilidad de la tecnología y el tiempo requerido para la adopción de la misma, o sea que se enfocan en la segunda etapa de la figura 1 presentada arriba. Para ello, recurren al trabajo de Comin y Hobijn (2010) que mide el tiempo que requerido por ciertas tecnologías para alcanzar plena adopción<sup>33</sup>. Los autores seleccionan las tecnologías del siglo XX analizadas en el estudio de Comin y

<sup>32</sup> Cummins (2005) definió el capital intangible como la diferencia entre el precio de adquisición de tecnologías digitales y el valor creado una vez que estas han sido asimiladas de manera productiva por una empresa. El autor considera que este capital intangible no debe ser pensado de la misma manera que un factor de producción que puede ser adquirido en el mercado de la misma manera que se compra una computadora. Él considera que el capital intangible debe ser considerado como la manera en que una empresa combina sus factores de producción para generar valor y que, por lo tanto, debe ser desarrollado dentro de la empresa a partir de un esfuerzo de transformación interno.

<sup>33</sup> Comin, Diego, and Bart Hobijn. "An Exploration of Technology Diffusion." *American Economic Review* 100, no. 5 (2010): 2031-2059.

Hobjin (2010) únicamente, dado que reconocen que el ciclo de adopción tecnológica se está acelerando, con lo cual generan el siguiente cuadro.

**Cuadro III-1. Años requeridos para la difusión tecnológica**

|                      | <b>Invención</b> | <b>10% de adopción</b> | <b>50% de adopción</b> | <b>90% de adopción</b> |
|----------------------|------------------|------------------------|------------------------|------------------------|
| Aviación – pasajeros | 1903             | 21                     | 29                     | 53                     |
| Aviación – Carga     | 1903             | 24                     | 42                     | 61                     |
| Telefonía celular    | 1973             | 10                     | 16                     | 19                     |
| PCs                  | 1973             | 10                     | 14                     | 17                     |
| Internet             | 1983             | 5                      | 8                      | 11                     |
| Resonancia magnética | 1977             | 3                      | 5                      | 7                      |
| “Blast oxygen steel” | 1950             | 9                      | 16                     | 28                     |
| Promedio             |                  | 11.71                  | 18.57                  | 28                     |

*Fuente: Comin y Hobjin (2010)*

Con base en estos datos, los autores definen los siguientes factores de ajuste temporal al impacto de la automatización en el empleo:

- Países desarrollados: 30 años para alcanzar adopción generalizada
- Países de ingresos medios a elevados: 30 años + 11.71 = 41.71 años
- Países ingresos medios a bajos: 30 años+18.57 = 48.57 años
- Países ingresos bajos: 30 años+28 = 58 años

A partir de estos factores, los autores estiman la probabilidad en base al tiempo requerido para la substitución empleo por tecnología en América Latina<sup>34</sup> (ver cuadro III-2).

**Cuadro III-2: América Latina: Porcentaje de trabajadores en ocupaciones con alto riesgo de automatización de acuerdo con Santos, Monroy y Moreno (2015)**

| <b>País</b>          | <b>No ajustado (en base a Frey y Osborne)</b> | <b>Ajustado (por tiempo requerido para difusión)</b> |
|----------------------|-----------------------------------------------|------------------------------------------------------|
| Argentina            | 64.57                                         | 46.50                                                |
| Bolivia              | 66.79                                         | 41.25                                                |
| Costa Rica           | 68.38                                         | 49.17                                                |
| Ecuador              | 68.65                                         | 49.36                                                |
| Guatemala            | 75.33                                         | 46.53                                                |
| Nicaragua            | 65.47                                         | 40.44                                                |
| Panamá               | 65.03                                         | 46.76                                                |
| Paraguay             | 63.74                                         | 45.84                                                |
| República Dominicana | 62.22                                         | 44.74                                                |
| Uruguay              | 63.13                                         | 63.13                                                |

Nota: El estudio no introduce ningún ajuste a la probabilidad de Uruguay.

*Fuente: Santos, Monroy y Moreno (2015)*

<sup>34</sup> Ver sección II.2.1.3. en Primer Entregable.

Si bien este estudio considera el rezago temporal que puede impactar la automatización de empleo, no permite calcular como el impacto se materializará a lo largo del tiempo. Por otro lado, el ajuste temporal implícitamente incluye no solo la disponibilidad comercial de las soluciones tecnológicas, sino también los mecanismos de sustitución capital-trabajo y el proceso de difusión de innovaciones.

#### **XV.1.2. McKinsey Global Institute (2017)**

Este estudio, el más completo en términos de inclusión de factores temporales, considera tres variables que impactan la automatización del empleo:

- La disponibilidad comercial
- La sustitución capital-trabajo
- La difusión de innovaciones en el universo de empresas

A diferencia del estudio anterior, los investigadores del *McKinsey Global Institute* analizan la disponibilidad comercial por separado de las otras variables temporales. Una vez definidas las probabilidades de automatización por actividad, los autores determinan cuando la tecnología estará disponible para su comercialización masiva. Para ello, se establece una diferencia entre la factibilidad tecnológica y la disponibilidad comercial de la tecnología en base a escenarios basados en estudios de caso de soluciones tecnológicas anteriores. Los escenarios fueron desarrollados en tres etapas<sup>35</sup>:

- Compilación de tiempo de desarrollo desde investigación inicial a lanzamiento del producto para 100 soluciones de automatización, junto con las tres capacidades más importantes para cada una;
- Preparación de escenarios de desarrollo tecnológico, considerando 25% y 75% del tiempo para cada una de las capacidades de las soluciones analizadas en la primera etapa;
- Comparando la capacidad de la tecnología con las actividades involucradas en cada ocupación, se estiman dos escenarios de disponibilidad tecnológica.

Estos escenarios permiten generar rangos en los tiempos requeridos para alcanzar una disponibilidad tecnológica para la automatización de cada actividad.

#### **XV.1.3. PwC (2018)**

Coincidentemente con los estudios de Santos, Monroy y Moreno (2015) y *McKinsey Global Institute* (2017), el estudio de *PwC* considera el impacto no de manera inmediata, pero en función de tres olas de desarrollo tecnológico:

---

<sup>35</sup> McKinsey Global Institute (2017). *A future that Works* (January), p. 124.



- Ola algorítmica: automatización de tareas computacionales simples en base a tecnologías maduras (ya en curso)
- Ola incremental: automatización de tareas repetitivas usando tecnologías avanzadas y análisis estadístico (ya comenzada, pero estimándose su madurez en el 2020)
- Ola autónoma: automatización de tareas que requieren trabajo físico, solución de problemas operacionales (tecnologías en desarrollo como inteligencia artificial y sistemas robóticos, estimándose su madurez en el 2030)

Basándose en el análisis de tareas de acuerdo con la base de PIAAC, y estimando escenarios de automatización de tareas acuerdo a cada ola tecnológica, el estudio calcula que la ola algorítmica implica que 1% de los empleos de Chile están expuestos a la automatización al 2017, la ola incremental impacta 13% en el 2020, mientras que la ola autónoma resulta en 27% de los empleos vulnerables en el 2030. El análisis por sector industrial para Chile estima que 32% de los empleos en industrias manufactureras, 27% en comercio mayorista y minorista, 23% en servicios de salud y sociales, 13% en educación, y 29% en construcción presentan riesgo de automatización.

De la misma manera que en el estudio de Santos, Monroy y Moreno (2015), los investigadores de *PwC* no diferencian entre disponibilidad comercial y adopción. Al mismo tiempo, los autores del estudio advierten que las estimaciones no deben ser consideradas como cálculos precisos de impacto sino como una indicación direccional de cómo la automatización puede desarrollarse.

## **XV.2. Sustitución capital-trabajo**

Esta dimensión es solamente analizada en detalle en el estudio del *McKinsey Global Institute* (2017). Una vez que se ha determinado el lapso requerido para el desarrollo de la solución comercializable (análisis mencionado arriba), el estudio establece que la misma será adoptada en función de la factibilidad económica. La sustitución capital-trabajo es modelada de acuerdo con tendencias hedónicas por el lado de la tecnología y una evolución salarial usando las proyecciones de crecimiento económico por grupo de países.

El costo tecnológico es construido diferenciando los componentes de hardware y software para cada solución. El costo inicial de la tecnología es estimado como el porcentaje del costo de mano de obra más elevado entre los seis países estudiados en detalle en la actividad a ser automatizada. El porcentaje varía de acuerdo con la composición hardware/software de la solución considerada.: 20-70% para hardware y 0-20% para software. La disminución de costos es estimada en 16% anual para hardware y 5.3% para software (tendencia hedónica calibrada con índices de reducción de precios en productos informáticos y sistemas robóticos).

Por otro lado, el costo laboral está basado en la evolución salarial estimada en un modelo de crecimiento global de *McKinsey* (proyectados al 2030), con un crecimiento futuro estimado de 1.95% para países de altos ingresos y 3.12% para países de bajos ingresos.

### **XV.3. Difusión de innovaciones**

Nuevamente, esta dimensión no es estudiada en detalle en investigaciones anteriores. En el caso del estudio de *McKinsey Global Institute*, una vez que la factibilidad económica se ha calculado, el estudio modela la adopción de la solución. La difusión de innovaciones es estimada en base a modelos de difusión de Bass, con el supuesto que las mismas requieren entre 5 y 16 años para alcanzar 50% de penetración.

En la medida de que el estudio del *McKinsey Global Institute* se enfoca en actividades y no en tareas, la estimación final de empleos perdidos como resultado de la automatización es hecha en base a horas de trabajo automatizadas. La proyección es hecha para el 2030, bajo el supuesto que el porcentaje de horas automatizadas equivale al porcentaje de puestos de trabajo eliminados. El porcentaje de empleos eliminados es hecho en base a la estimación de la fuerza de trabajo al 2030, calculada a partir de las proyecciones de población de Naciones Unidas, las proyecciones de participación de la Organización Internacional del Trabajo y la tasa de desocupación de la OCDE.

En base a este análisis, el estudio estima que entre 13% y 26% del empleo en México en 2030 será reemplazado por soluciones automatizadas<sup>36</sup>

### **XV.4. Conclusión**

En resumen, el estudio de la variable temporal no ha sido encarado de manera consistente en la literatura de impacto de la automatización en el empleo. El estudio del *McKinsey Global Institute* procede secuencialmente a partir del cálculo de la probabilidad de automatización a la modelización de factibilidades tecnológica, económica, y el proceso de difusión de innovaciones<sup>37</sup>. En este sentido, el estudio presenta una mayor rigurosidad al haber incluido variables condicionantes de la automatización que van más allá del resto de la literatura. Sin embargo, es importante considerar que el carácter secuencial del proceso de automatización del empleo (de la factibilidad tecnológica a la difusión de innovación) quizás subestima la velocidad con la cual el mismo puede manifestarse. En otras palabras, es posible que la difusión de innovaciones ya esté involucrando variables tecnológicas y económicas con lo cual podría ser el único factor condicionando la automatización de empleo. Este es el

---

<sup>36</sup> McKinsey Global Institute (2017). *Jobs Lost, Jobs Gained report*. December 6, p. 29.

<sup>37</sup> En un estudio posterior, McKinsey Global Institute usa como horizonte de impacto el año 2030, excluyendo una proyección en base a una serie histórica (McKinsey Global Institute (2017), *Jobs lost Jobs gained* (December), p.132.

supuesto usado implícitamente por el estudio de Santos, Monroy y Moreno (2015) y PwC, cuando los autores definen una sola variable de ajuste tecnológico y económico.

Finalmente, en la medida de que todos los estudios utilizan solo un punto en el tiempo para estimar el impacto en el empleo no alcanzan a vislumbrar el efecto que puede tener la educación en el perfil de empleos vulnerables a la automatización. Este ha sido el resultado del análisis realizado para Chile en el segundo entregable, el cual cubre el impacto en la fuerza de trabajo entre el 2013 y el 2017.

## **XVI. ANÁLISIS TEMPORAL DE IMPACTO PARA EL CASO CHILENO**

### **XVI.1. Metodología**

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.

#### **XVI.1.1. Determinación del punto terminal**

La determinación del punto terminal debe ser realizada porque el análisis entre el 2013 y el 2017 de la encuesta CASEN en base a la metodología de Frey y Osborne (2013) realizado en el segundo entregable determinó que el porcentaje de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización está disminuyendo gradualmente (ver cuadro III-3).

**Cuadro III-3. Chile. Porcentaje de la fuerza de trabajo bajo riesgo de automatización**

|      | Porcentaje |
|------|------------|
| 2013 | 58.91 %    |
| 2015 | 58.53 %    |
| 2017 | 57.81 %    |

*Fuente: análisis de los autores*

La disminución del porcentaje de empleo vulnerable a la automatización está causada por el aumento en el nivel educativo de la fuerza de trabajo. El porcentaje de la fuerza laboral con educación superior en Chile aumentó de 28.39% a 32.90% entre el 2013 y el 2017. Con ello, a pesar de que la probabilidad de automatización de empleo de trabajadores con educación superior se incrementó (de 36.34% a 38.22%) y se mantuvo estable en el resto de los niveles educativos, esto resultó en una disminución en el porcentaje de fuerza laboral pasible de ser automatizada. En otras palabras, el incremento de trabajadores con educación superior ampliamente superó el aumento de la probabilidad de automatización de ocupaciones. 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 realizado en el segundo entregable. Tal y como se mencionó en el mismo, el análisis ocupacional estaría calculando no solo la destrucción de empleo (lo que incluye aquellas ocupaciones con un mínimo de 70% de tareas automatizables), sino también la reestructuración de ocupaciones como resultado de la automatización (o sea aquellas ocupaciones que incluyen entre 50% y 70% de tareas automatizables) (ver cuadro III-4).

#### Cuadro III-4. Metodología para determinar el punto terminal

##### ANÁLISIS OCUPACIONAL

|      |         |
|------|---------|
| 2013 | 58.91 % |
| 2015 | 58.53 % |
| 2017 | 57.81 % |
| ...  |         |
| 20XX |         |



##### ANÁLISIS POR TAREAS

|                         |                    |
|-------------------------|--------------------|
| Empleos reestructurados | Empleos eliminados |
| 33.43%                  | 22.51 %            |

Nota: el cálculo de empleos reestructurados es la diferencia entre el porcentaje de empleos con más de 50% de tareas automatizables menos aquellos con más de 70% de tareas automatizables.

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 III-5).

#### Cuadro III-5. 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<br>• Sustitución capital - trabajo<br>• Difusión de innovaciones                               |
| McKinsey Global Institute (2017) | 2065-2095 | • 46 países representando 80% de la fuerza laboral mundial | • Avance tecnológico<br>• Disponibilidad comercial<br>• Sustitución capital - trabajo<br>• 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.

#### **XVI.1.2. Modelo de desarrollo temporal**

Una vez, determinado el punto terminal de impacto de la automatización, se construye un modelo de impacto temporal entre el 2018 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 acelerado<sup>38</sup>. Es importante mencionar que, si bien esta metodología no está basada en el uso específico de las variables

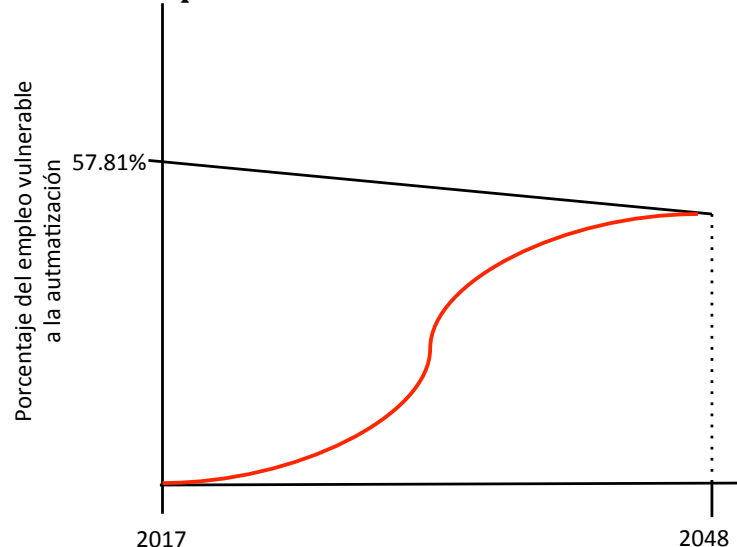
---

<sup>38</sup> Ver Bass, Frank M. 1969. "A new product growth for model consumer durables". *Management Science* 15, 215-227.

mencionadas arriba como la sustitución capital-trabajo, la especificación del modelo de Bass las incluye implícitamente<sup>39</sup>.

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 figura III-2).

**Figura III-2. Conceptualización del modelo de desarrollo temporal**



*Fuente: Autores*

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.

## **XVI.2. Resultados y discusión**

### **XVI.2.1. Determinación del punto terminal**

Para determinar el punto terminal de impacto, se extrapola la tendencia registrada entre 2013 y 2017. Para ello, se toman los valores totales de empleos afectados en 2013, 2015 y 2017 de acuerdo con el análisis ocupacional de Frey y Osborne realizado sobre la encuesta CASEN y se los desagrega entre empleos automatizados y empleos reestructurados de acuerdo con el análisis por tareas de los datos de PIAAC del

<sup>39</sup> 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.

2015<sup>40</sup>. La proyección al 2048 es hecha con base a los cambios en empleos totales afectados registrada entre el 2013 y el 2017 (ver cuadro III-5).

**Cuadro III-5. Chile: Proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización**

| <b>Año</b> | <b>Empleos eliminados</b> | <b>Empleos reestructurados</b> | <b>Empleos afectados</b> |
|------------|---------------------------|--------------------------------|--------------------------|
| 2013       | 23.71%                    | 35.20%                         | 58.91%                   |
| 2015       | 23.55%                    | 34.98%                         | 58.53%                   |
| 2017       | 23.26%                    | 34.55%                         | 57.81%                   |
| 2018       | 23.15%                    | 34.39%                         | 57.54%                   |
| 2019       | 23.04%                    | 34.22%                         | 57.27%                   |
| 2020       | 22.94%                    | 34.06%                         | 57.00%                   |
| 2021       | 22.83%                    | 33.90%                         | 56.73%                   |
| 2022       | 22.72%                    | 33.74%                         | 56.46%                   |
| 2023       | 22.61%                    | 33.58%                         | 56.20%                   |
| 2024       | 22.51%                    | 33.43%                         | 55.93%                   |
| 2025       | 22.40%                    | 33.27%                         | 55.67%                   |
| 2026       | 22.30%                    | 33.11%                         | 55.41%                   |
| 2027       | 22.19%                    | 32.96%                         | 55.15%                   |
| 2028       | 22.09%                    | 32.80%                         | 54.89%                   |
| 2029       | 21.98%                    | 32.65%                         | 54.63%                   |
| 2030       | 21.88%                    | 32.49%                         | 54.37%                   |
| 2031       | 21.78%                    | 32.34%                         | 54.12%                   |
| 2032       | 21.67%                    | 32.19%                         | 53.86%                   |
| 2033       | 21.57%                    | 32.04%                         | 53.61%                   |
| 2034       | 21.47%                    | 31.89%                         | 53.36%                   |
| 2035       | 21.37%                    | 31.74%                         | 53.11%                   |
| 2036       | 21.27%                    | 31.59%                         | 52.86%                   |
| 2037       | 21.17%                    | 31.44%                         | 52.61%                   |
| 2038       | 21.07%                    | 31.29%                         | 52.36%                   |
| 2039       | 20.97%                    | 31.15%                         | 52.12%                   |
| 2040       | 20.87%                    | 31.00%                         | 51.87%                   |
| 2041       | 20.77%                    | 30.85%                         | 51.63%                   |
| 2042       | 20.68%                    | 30.71%                         | 51.39%                   |
| 2043       | 20.58%                    | 30.56%                         | 51.14%                   |
| 2044       | 20.48%                    | 30.42%                         | 50.90%                   |
| 2045       | 20.39%                    | 30.28%                         | 50.66%                   |
| 2046       | 20.29%                    | 30.13%                         | 50.43%                   |
| 2047       | 20.20%                    | 29.99%                         | 50.19%                   |
| 2048       | 20.10%                    | 29.85%                         | 49.95%                   |



Valores calculados en el segundo entregable

*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 49.95% de la fuerza de trabajo chilena estaría afectada por la automatización de procesos productivos. De este porcentaje,

<sup>40</sup> El cálculo al 2015 es adaptado para alcanzar el valor de 58.53%.

20.10% representan empleos que serían eliminados y 29.85% son empleos que serán significativamente reestructurados.

### **XVI.2.2. Análisis temporal**

Una vez hecho esto, corresponde proyectar el cambio a ocurrir año a año entre el 2018 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 (ver anexo C).

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, en la ausencia de una estimación de la proporción afectada al momento nos basamos en la estimación de PwC para Chile que estipula que 1% del empleo ya ha sido automatizado.

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 III-6. Chile: Proyección de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización Escenarios alternativos en base al modelo de Bass**

| <b>Año</b> | <b>Valores típicos de (p) y (q) (*)</b> | <b>Escenario gradual (**)</b> |
|------------|-----------------------------------------|-------------------------------|
| 2018       | 1.00                                    | 1.00                          |
| 2019       | 1.15                                    | 1.16                          |
| 2020       | 1.37                                    | 1.35                          |
| 2021       | 1.69                                    | 1.60                          |
| 2022       | 2.18                                    | 1.92                          |
| 2023       | 2.90                                    | 2.34                          |
| 2024       | 3.96                                    | 2.87                          |
| 2025       | 5.48                                    | 3.55                          |
| 2026       | 7.65                                    | 4.41                          |
| 2027       | 10.65                                   | 5.50                          |
| 2028       | 14.64                                   | 6.86                          |
| 2029       | 19.67                                   | 8.53                          |
| 2030       | 25.53                                   | 10.57                         |
| 2031       | 31.73                                   | 13.01                         |
| 2032       | 37.50                                   | 15.85                         |
| 2033       | 42.18                                   | 19.07                         |
| 2034       | 45.47                                   | 22.60                         |
| 2035       | 47.52                                   | 26.34                         |
| 2036       | 48.68                                   | 30.12                         |



| Año  | Valores típicos de (p) y (q) (*) | Escenario gradual (**) |
|------|----------------------------------|------------------------|
| 2037 | 49.30                            | 33.78                  |
| 2038 | 49.62                            | 37.15                  |
| 2039 | 49.79                            | 40.12                  |
| 2040 | 49.87                            | 42.61                  |
| 2041 | 49.91                            | 44.62                  |
| 2042 | 49.93                            | 46.20                  |
| 2043 | 49.94                            | 47.39                  |
| 2044 | 49.95                            | 48.27                  |
| 2045 | 49.95                            | 48.92                  |
| 2046 | 49.95                            | 49.38                  |
| 2047 | 49.95                            | 49.72                  |
| 2048 | 49.95                            | 49.95                  |

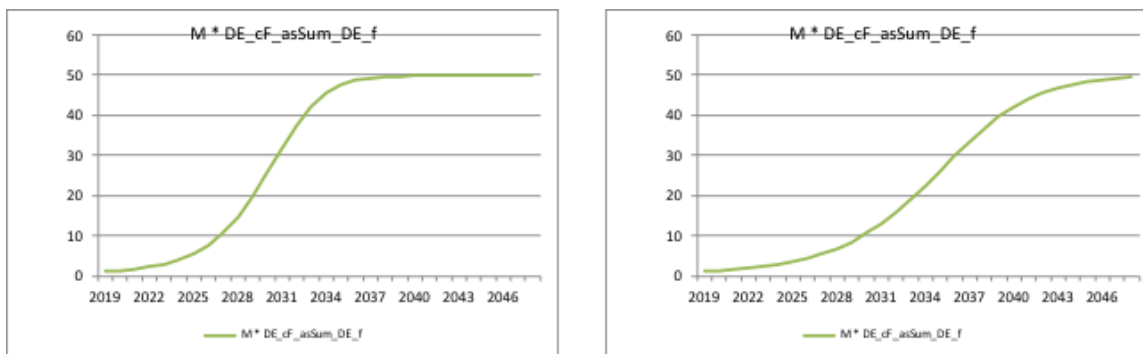
(\*)  $p=0.003$  y  $q=0.5$

(\*\*)  $p=0.003$  y  $q=0.3$

Fuente: Análisis de los autores

Para visualizar la diferencia entre ambos escenarios, se presenta en el gráfico III-3, la evolución del total de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización.

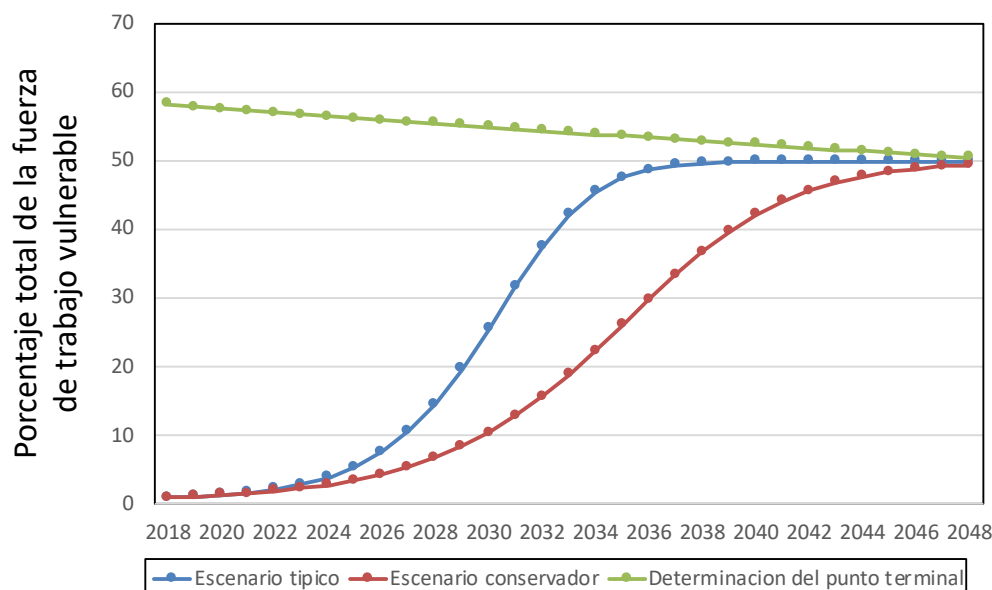
**Gráfico III-3. Chile: Evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización**



Fuente: Análisis de los autores

En resumen, este análisis permite calcular la evolución temporal del porcentaje de la fuerza de trabajo chilena vulnerable a la automatización (gráfico III-4).

**Gráfico III-4. Chile: Evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización (2018-2048)**



*Fuente: Análisis de los autores*

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.

### **XVI.2.3. Total de la fuerza de trabajo afectada**

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 III-7). Estas estimaciones asumen que las estadísticas de la Organización Internacional del Trabajo no consideran la reducción de empleo como resultado de la automatización.

**Cuadro III-7. 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     |
| 2018 | 8,747,109         | 0.40%                  | 35,199    | 0.60%                   | 52,273    |
| 2019 | 8,943,359         | 0.46%                  | 41,273    | 0.69%                   | 61,294    |
| 2020 | 9,149,198         | 0.55%                  | 50,309    | 0.82%                   | 74,712    |
| 2021 | 9,272,830         | 0.68%                  | 63,213    | 1.01%                   | 93,876    |
| 2022 | 9,363,913         | 0.88%                  | 82,180    | 1.30%                   | 122,044   |
| 2023 | 9,450,529         | 1.17%                  | 110,304   | 1.73%                   | 163,810   |
| 2024 | 9,538,021         | 1.59%                  | 151,799   | 2.36%                   | 225,433   |
| 2025 | 9,624,631         | 2.21%                  | 212,291   | 3.28%                   | 315,267   |
| 2026 | 9,708,914         | 3.08%                  | 298,888   | 4.57%                   | 443,871   |
| 2027 | 9,789,213         | 4.29%                  | 419,547   | 6.36%                   | 623,059   |
| 2028 | 9,865,927         | 5.89%                  | 581,315   | 8.75%                   | 863,297   |
| 2029 | 9,941,872         | 7.91%                  | 786,865   | 11.75%                  | 1,168,553 |
| 2030 | 10,018,632        | 10.27%                 | 1,029,398 | 15.26%                  | 1,528,733 |
| 2031 | 10,090,509        | 12.77%                 | 1,288,206 | 18.96%                  | 1,913,082 |
| 2032 | 10,152,855        | 15.09%                 | 1,532,080 | 22.41%                  | 2,275,253 |
| 2033 | 10,209,133        | 16.97%                 | 1,732,799 | 25.21%                  | 2,573,337 |
| 2034 | 10,263,406        | 18.30%                 | 1,877,971 | 27.17%                  | 2,788,928 |
| 2035 | 10,317,314        | 19.12%                 | 1,972,864 | 28.40%                  | 2,929,851 |
| 2036 | 10,370,373        | 19.59%                 | 2,031,519 | 29.09%                  | 3,016,957 |
| 2037 | 10,421,496        | 19.84%                 | 2,067,604 | 29.46%                  | 3,070,546 |
| 2038 | 10,470,067        | 19.97%                 | 2,090,770 | 29.66%                  | 3,104,949 |
| 2039 | 10,515,787        | 20.03%                 | 2,106,788 | 29.75%                  | 3,128,738 |
| 2040 | 10,558,432        | 20.07%                 | 2,118,804 | 29.80%                  | 3,146,582 |
| 2041 | 10,597,818        | 20.08%                 | 2,128,449 | 29.83%                  | 3,160,905 |
| 2042 | 10,633,794        | 20.09%                 | 2,136,544 | 29.84%                  | 3,172,928 |
| 2043 | 10,666,252        | 20.10%                 | 2,143,500 | 29.84%                  | 3,183,258 |
| 2044 | 10,695,117        | 20.10%                 | 2,149,517 | 29.85%                  | 3,192,194 |
| 2045 | 10,720,331        | 20.10%                 | 2,154,693 | 29.85%                  | 3,199,880 |
| 2046 | 10,742,888        | 20.10%                 | 2,159,281 | 29.85%                  | 3,206,693 |
| 2047 | 10,762,118        | 20.10%                 | 2,163,172 | 29.85%                  | 3,212,473 |
| 2048 | 10,778,052        | 20.10%                 | 2,166,388 | 29.85%                  | 3,217,248 |

El mismo análisis se realiza para el escenario gradual (ver cuadro III-8).

**Cuadro III-8. 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     |
| 2018 | 8,747,109         | 0.40%                  | 35,199    | 0.60%                   | 52,273    |
| 2019 | 8,943,359         | 0.47%                  | 41,730    | 0.69%                   | 61,972    |
| 2020 | 9,149,198         | 0.54%                  | 49,775    | 0.81%                   | 73,920    |
| 2021 | 9,272,830         | 0.64%                  | 59,740    | 0.96%                   | 88,718    |
| 2022 | 9,363,913         | 0.77%                  | 72,444    | 1.15%                   | 107,585   |
| 2023 | 9,450,529         | 0.94%                  | 88,864    | 1.40%                   | 131,970   |
| 2024 | 9,538,021         | 1.15%                  | 110,088   | 1.71%                   | 163,490   |
| 2025 | 9,624,631         | 1.43%                  | 137,392   | 2.12%                   | 204,037   |
| 2026 | 9,708,914         | 1.77%                  | 172,303   | 2.64%                   | 255,883   |
| 2027 | 9,789,213         | 2.21%                  | 216,586   | 3.29%                   | 321,647   |
| 2028 | 9,865,927         | 2.76%                  | 272,241   | 4.10%                   | 404,299   |
| 2029 | 9,941,872         | 3.43%                  | 341,453   | 5.10%                   | 507,084   |
| 2030 | 10,018,632        | 4.26%                  | 426,330   | 6.32%                   | 633,132   |
| 2031 | 10,090,509        | 5.24%                  | 528,240   | 7.77%                   | 784,476   |
| 2032 | 10,152,855        | 6.38%                  | 647,507   | 9.47%                   | 961,596   |
| 2033 | 10,209,133        | 7.67%                  | 783,411   | 11.40%                  | 1,163,423 |
| 2034 | 10,263,406        | 9.10%                  | 933,576   | 13.51%                  | 1,386,429 |
| 2035 | 10,317,314        | 10.60%                 | 1,093,560 | 15.74%                  | 1,624,018 |
| 2036 | 10,370,373        | 12.12%                 | 1,257,022 | 18.00%                  | 1,866,772 |
| 2037 | 10,421,496        | 13.59%                 | 1,416,602 | 20.19%                  | 2,103,760 |
| 2038 | 10,470,067        | 14.95%                 | 1,565,268 | 22.20%                  | 2,324,540 |
| 2039 | 10,515,787        | 16.14%                 | 1,697,565 | 23.97%                  | 2,521,011 |
| 2040 | 10,558,432        | 17.15%                 | 1,810,377 | 25.46%                  | 2,688,545 |
| 2041 | 10,597,818        | 17.96%                 | 1,903,018 | 26.67%                  | 2,826,124 |
| 2042 | 10,633,794        | 18.59%                 | 1,976,739 | 27.61%                  | 2,935,605 |
| 2043 | 10,666,252        | 19.07%                 | 2,033,963 | 28.32%                  | 3,020,587 |
| 2044 | 10,695,117        | 19.43%                 | 2,077,552 | 28.85%                  | 3,085,320 |
| 2045 | 10,720,331        | 19.68%                 | 2,110,295 | 29.23%                  | 3,133,945 |
| 2046 | 10,742,888        | 19.87%                 | 2,134,829 | 29.51%                  | 3,170,380 |
| 2047 | 10,762,118        | 20.01%                 | 2,153,011 | 29.71%                  | 3,197,381 |
| 2048 | 10,778,052        | 20.10%                 | 2,166,388 | 29.85%                  | 3,217,248 |

## **XVII. CONCLUSIÓN: IMPLICANCIAS PARA CHILE**

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 desarrollado en el capítulo anterior determina que hacia el 2028 habrán desaparecido entre 270,000 (escenario gradual) y 581,000 (escenario típico del modelo de Bass) empleos como resultado de la automatización, mientras que 404,000 (escenario gradual) y 863,000 (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.

## ***CUARTA PARTE: IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN CHILE – EFECTOS DE CREACIÓN DE EMPLEO***

### **XV. INTRODUCCIÓN**

En la tercera parte se ha estimado el impacto de la automatización en la fuerza de trabajo chilena entre el 2018 y el 2048 en términos tanto del reemplazo de empleo por soluciones tecnológicas como aquellas ocupaciones que sufrirán un alto grado de reestructuración. Para reiterar, el escenario gradual presentado en el tercer entregable determina que hacia el 2028 habrán desaparecido entre 270,000 empleos como resultado de la automatización, mientras que 404,000 se verán significativamente reestructurados.

Sin embargo, como anticipado en la primera parte, una porción de las ocupaciones automatizadas es compensada por la creación de nuevos empleos. Esta parte está dedicada a estimar la creación de empleo como resultado de la entrada de Chile en la Cuarta Revolución Industrial. El capítulo XIX retoma la literatura de investigación presentada en el primer entregable, enfocándose en el análisis de la creación de empleo. El capítulo XX presenta los resultados de la estimación para Chile. La conclusión del capítulo XXI presenta las implicancias para el país.

### **XIX. LA LITERATURA SOBRE EL IMPACTO DE LA CUARTA REVOLUCION INDUSTRIAL EN LA CREACIÓN DE EMPLEO**

La literatura de investigación relativa a la creación de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial está compuesta, por un lado, por un cuerpo teórico donde los efectos son conceptualizados y analizados de manera estilizada y el análisis empírico, por el otro.

#### **XIX.1. Análisis teóricos**

La revisión de la literatura sobre el impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo, incluida en la sección II.3. del primer entregable, identifica los siguientes efectos (ver cuadro IV-1).

**Cuadro IV-1. Impacto de la Cuarta Revolución Industrial en la creación de empleo**

| <b>Efecto</b>                                                  | <b>Descripción</b>                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                    | <b>Literatura</b>                                                                  |
|----------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------|
| Efecto de capitalización                                       | <ul style="list-style-type: none"> <li>El crecimiento económico impulsado por la adopción de nuevas tecnologías aumenta el retorno al capital generado por la creación de empleo, lo que reduce la tasa de desempleo</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                       | Aghion y Howitt (1994)                                                             |
| Reestructuración de tareas                                     | <ul style="list-style-type: none"> <li>La automatización de tareas lleva a trabajadores a modificar el perfil de sus tareas moviéndose de aquellas que son automatizadas a aquellas que son complementarias con la tecnología, como lo son el monitoreo del desempeño de maquinas</li> </ul>                                                                                                                                                                                                          | Spitz-Omer (2006); Autor (2013); Acemoglu y Restrepo (2015)                        |
| Creación de mano de obra en el sector TIC                      | <ul style="list-style-type: none"> <li>Parte de la perdida de empleo debida a la automatización es compensada por la creación de empleos en el sector TIC destinados a desarrollar tecnología</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                                                              | Atkinson et al. (2009); Crandall et al. (2007); Katz (2012); Katz, et al. (2010)   |
| Aumento de competitividad                                      | <ul style="list-style-type: none"> <li>El aumento de la competitividad de una firma como resultado de la adopción tecnológica puede resultar en un incremento de su volumen de negocios, lo que requiere una mayor demanda de mano de obra.</li> <li>Una reducción del costo de producción como resultado de la adopción de tecnologías puede implicar una reducción de precios y, como consecuencia, un aumento del volumen de ventas, lo que implica una mayor necesidad de trabajadores</li> </ul> | Graetz y Michaels (2015); Goos, et al. (2014); Gregory, Salomons, y Zierahn (2015) |
| Efecto inducido como resultado del aumento de la productividad | <ul style="list-style-type: none"> <li>Mayor productividad como resultado de la adopción tecnológica puede resultar en un aumento de ingresos de trabajadores con el consiguiente impacto inducido en el consumo de bienes y servicios</li> </ul>                                                                                                                                                                                                                                                     | McKinsey Global Institute (2017)                                                   |

*Fuente: compilado por los autores*

## **XIX.2. Análisis empíricos**

La siguiente sección presenta los estudios de estimación de creación de empleo, enfocándose principalmente en los aspectos metodológicos que pueden ser rescatados para la estimación del efecto para el caso chileno. Como anticipado en el primer entregable, la estimación de empleo a ser generado por la Cuarta Revolución Industrial como efecto compensatorio a la pérdida de empleo no es consistente. El cuadro IV-2 resume estimaciones de algunos de los análisis realizados a la fecha.

**Cuadro IV-2. Estimación de efectos compensatorios a la reducción de empleo**

| <b>Año</b> | <b>Geografía</b>                     | <b>Eliminación de empleo</b> | <b>Creación de empleo</b> | <b>Estudio</b>                |
|------------|--------------------------------------|------------------------------|---------------------------|-------------------------------|
| 2020       | Mundial                              | 1,800,000                    | 2,300,000                 | Gartner (2017)                |
| 2020       | 15 países                            | 7,100,000                    | 2,000,000                 | Foro Económico Mundial (2016) |
| 2027       | Estados Unidos                       | 24,700,000                   | 14,900,000                | Forrester (2017)              |
| 2030       | Mundial                              | 400-800,000,000              | 555-890,000,000           | McKinsey (2017)               |
| 2030       | Alemania – agricultura y manufactura | 420,000                      | 360,000                   | Wolter et al. (2015)          |
| 2025       | Alemania                             | 610,000                      | 960,000                   | Rüssmann et al. (2015)        |

*Fuentes: Gartner. Predicts 2018: AI and the Future of Work; World Economic Forum (2016). The future of Jobs; Forrester (2016). The future of White Collar Work: Sharing your cubicle with robots; McKinsey (2017). Jobs lost, Jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. Wolter, M. I., Mönnig, A.,*

*Hummel, M., Schneemann, C., Weber, E., Zika, G.; Neuber-Pohl, C. (2015). Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft. Retrieved October 23, 2015, from IAB Forschungsbericht 8/15; Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). Industry 4.0 - The future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. (T. B. Group, Ed.)*

Como se observa en el cuadro IV-2, el universo de análisis y el horizonte geográfico varían considerablemente para cada estudio. Tres estudios (Gartner (2017), McKinsey Global Institute (2017), y Ryssman et al. (2015) plantean que la creación de empleo como resultado de la automatización compensa la eliminación de puestos de trabajo, mientras que otros tres (Foro Económico Mundial (2016), Forrester (2017), Wolter et al. (2015) estiman que la pérdida de empleo será superior al efecto compensatorio.

#### **XIX.2.1. Gartner (2017)**

Los autores del estudio<sup>41</sup> consideran que el año 2020 marcara el punto de inflexión de la curva de generación de empleo como resultado de la adopción de soluciones basadas en inteligencia artificial. En ese año, el número de empleos creados a nivel mundial por la tecnología será mayor a aquellos que desaparecen, alcanzado un aumento neto de 2 millones en el 2025. Los centros de creación de empleo están localizados en ocupaciones con alta capacitación, aunque también se registrarán en empleos con baja capacitación. En particular, inteligencia artificial generará empleo en ocupaciones poco rutinarias en un marco de reestructuración de medios productivos. Asimismo, considerando la resistencia de clientes a la automatización de ciertas ocupaciones (como lo son los asistentes de ventas), las cadenas mayoristas invertirán mayores recursos en la capacitación de trabajadores. En este sentido, la proyección de Gartner está asociada al efecto de reestructuración de tareas.

#### **XIX.2.2. Foro Económico Mundial (2016)**

Este estudio está basado en una encuesta realizada entre 371 empresas operando en 15 países, y representando 65% del empleo a escala mundial. Los resultados de la encuesta permiten generar las estimaciones de empleos creados y eliminados. Usando las categorías de ocupaciones, los autores extrapolan los resultados para obtener una estimación mundial de empleos eliminados o creados entre el 2015 y 2020. El estudio estima que 7,100,000 empleos desaparecen mientras que 2,000,000 son creados (ver cuadro IV-3).

---

<sup>41</sup> Gartner (2017). *Predicts 2018: AI and the Future of Work*. (November)



**Cuadro IV-3. Escala Mundial. Efecto neto por familia de ocupaciones (2015-2020)**

| <b>Empleos</b>                           | <b>Desaparición</b> | <b>Creación</b>  |
|------------------------------------------|---------------------|------------------|
| Empleos de oficina y administrativos     | (4,759,000)         |                  |
| Manufactura                              | (1,609,000)         |                  |
| Construcción e industrias extractivas    | (497,000)           |                  |
| Arte, diseño, entretenimiento y deportes | (151,000)           |                  |
| Legal                                    | (109,000)           |                  |
| Instalación y mantenimiento              | (40,000)            |                  |
| Operaciones de negocio y finanzas        |                     | 492,000          |
| Gerencia y administración de empresas    |                     | 416,000          |
| Informática y matemáticas                |                     | 405,000          |
| Arquitectura e ingeniería                |                     | 339,000          |
| Comercio                                 |                     | 303,000          |
| Educación y entretenimiento              |                     | 66,000           |
| <b>Total</b>                             | <b>7,165,000</b>    | <b>2,021,000</b> |

*Fuente: Foro Económico Mundial (2016), p. 15*

Al examinar los factores determinantes de creación de empleo, las empresas que responden a la encuesta consideran una combinación de factores que van más allá de los efectos analizados en la literatura, con lo que incluyen la urbanización, el crecimiento de la clase media, y la volatilidad geopolítica. Es importante mencionar, sin embargo, que no existe una operacionalización de estas variables en un modelo cuantitativo formal.

### **XIX.2.3. Wolter et al. (2015)**

Las estimaciones de este estudio cubren la desaparición y creación de empleo como resultado del despliegue de tecnologías y procesos productivos asociados a la Cuarta Revolución Industrial en Alemania. El análisis está basado en una matriz de insumo-producto dinámica donde los sectores industriales responden a cambios en procesos productivos. Las premisas básicas del modelo estiman que el desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial se extenderá entre el 2015 y el 2025, aunque los efectos persistirán hasta el 2030. El modelo se centra en los sectores agrícola y manufacturero, aunque los autores reconocen que la Cuarta Revolución Industrial afectará todos los sectores de la economía.

El efecto más importante evaluado en este estudio es la reducción de costos productivos como resultado de mayores eficiencias asociadas a la Cuarta Revolución Industrial, con lo cual se producirá una repatriación de la base manufacturera alemana con la consiguiente generación de empleo. En 2025, el estudio proyecta la desaparición de 490,000 empleos y la creación de 430,000. Sin embargo, los autores reconocen que el modelo es sensible al horizonte de desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial. Si Alemania se retrasa en su implementación en relación con otros países (EE. UU., BRICs), las ventajas asociadas a la creación de empleo no se materializarán.

En este sentido, este estudio implícitamente reconoce en su formulación los efectos de capitalización y aumento de competitividad como variables fundamentales en la creación de empleo.

#### **XIX.2.4. McKinsey Global Institute (2017)**

La estimación de creación de empleo de este estudio parte de la identificación de siete macro-tendencias globales (algunas de las cuales pueden ser asociadas a los efectos identificados en la literatura compilados en el cuadro 1 de este documento):

- Crecimiento de ingresos y consecuentemente del consumo
- Aumento del consumo de servicios de salud como resultado del incremento de la esperanza de vida
- Desarrollo y despliegue de nuevas tecnologías
- Inversión en industrias manufactureras
- Inversión en construcción residencial y comercial
- Eficiencias energéticas
- Monetización de trabajo no remunerado

Como puede observarse, algunas de estas tendencias están asociadas a uno de los efectos derivados de la Cuarta Revolución Industrial como lo es el desarrollo de nuevas tecnologías. Sin embargo, se puede argumentar que otras macro-tendencias tienen tan solo una vinculación parcial al impacto de la Cuarta Revolución Industrial.

Cada macro-tendencia es analizada en términos de escenarios y modelos simples de demanda de empleo. Por ejemplo, en el caso del impacto del crecimiento del consumo:

$$2014 \text{ Consumo per capita}_{\text{país}} = \alpha * (\text{GDP per capita}_{\text{país}}) + \varepsilon \quad (1)$$

$$2015\text{-}2030 \text{ Consumo per capita}_{\text{país}} = \alpha * (2015\text{-}2030 \text{ GDP per capita})_{\text{país}} \quad (2)$$

$$\text{Discriminación del consumo per capita por categoría (automóviles, ..., etc.)} \quad (3)$$

$$\text{Consumo por categoría} * (\text{multiplicadores derivados de matrices de insumo-producto ajustados por aumento de productividad}) \quad (4)$$

El efecto combinado de las siete macro-tendencias para México, el único país de América Latina analizado en detalle por el estudio, es el siguiente (ver cuadro IV-4).

**Cuadro IV-4. México: Desaparición y creación de empleo (2030) (millones)**

|                          |                            |          |
|--------------------------|----------------------------|----------|
| Fuerza de trabajo (2030) |                            | 68       |
| Empleos automatizados    | Escenario medio            | 9 (13%)  |
|                          | Escenario acelerado        | 18 (26%) |
| Creación de empleo       | Comercio                   | 2        |
|                          | Manufactura                | 3        |
|                          | Construcción               | 3        |
|                          | Restauración y alojamiento | 1        |
|                          | Salud                      | 1        |
|                          | Otros                      | 1        |
|                          | Total                      | 11       |
| Efecto neto              | Escenario medio            | +2       |
|                          | Escenario acelerado        | -7       |

*Fuente: McKinsey Global Institute (2017)*

De acuerdo con la estimación de McKinsey para México, el escenario medio para el 2030 resulta en un efecto neto positivo de creación de 2 millones de empleos, mientras que el escenario acelerado de la automatización genera una desaparición neta de 7 millones. Como puede observarse en modelo de McKinsey, la creación de empleo es proyectada de manera estática y lo que varía el resultado final es el grado de aceleramiento de la Cuarta Revolución Industrial.

## **XX. ANÁLISIS DE LA CREACIÓN DE EMPLEO PARA EL CASO CHILENO**

Consideramos que ninguno de los estudios analizados en la literatura de investigación presenta una metodología que puede ser utilizada para el caso chileno de creación de empleo (caso opuesto a la desaparición de empleo analizada en el segundo entregable donde se aplicó los métodos de análisis ocupacional y de tareas). El único estudio que presenta algunos componentes rescatables es el del Foro Económico Mundial. Es por ello que en este caso los autores han debido incursionar en nuevas metodologías.

### **XX.1. Metodología y resultados**

Para estimar el impacto en creación de empleos de la automatización se procede con tres metodologías alternativas. La primera de ellas consiste en analizar la evolución de la fuerza laboral en Chile entre el 2013 y el 2017 de acuerdo con la encuesta CASEN. En la misma, se discriminan los empleos para los sectores económicos que el Foro Económico Mundial (2016) indica que existe un impacto positivo de la automatización. La segunda metodología toma como base el impacto global que el Foro Económico Mundial (2016) indica que la automatización tendrá sobre empleos, y se estima cuál sería el número equivalente en Chile en base a la relación entre el PIB de Chile y el PIB de los países considerados en la investigación mencionada. La última metodología divide a las ocupaciones de la encuesta CASEN entre aquellas con bajo, medio y alto riesgo de automatización (usando las probabilidades de Frey y Osborne). A partir de ello, se analiza la evolución de los empleos entre el 2013 y el 2017 para el

grupo con bajo riesgo de automatización. A continuación, se presenta en detalle lo realizado en cada uno de los tres casos.

### **XX.1.1. Estimación en base a evolución del empleo en ocupaciones seleccionadas**

Como se indicó en el cuadro 3 de la sección II.2.2. el Foro Económico Mundial (2016) estima que 2,000,000 de empleos son creados como consecuencia de la automatización en grandes empresas de 15 países. La creación de empleos se producirá en seis ocupaciones: (1) Operaciones de negocio y finanzas, (2) Gerencia y administración de empresas, (3) Informática y matemáticas, (4) Arquitectura e ingeniería, (5) Comercio y (6) Educación.

Basado en este supuesto, se analiza en primer lugar la evolución de los empleos en esos rubros para Chile entre el 2013 y el 2017. Dado que para Chile se posee información más desagregada del tipo de empleo (a nivel ISCO 88), se analizaron los 407 empleos presentes en la encuesta CASEN para ver cuales se corresponden con los sectores mencionados en el estudio del Foro Económico Mundial (2016) (ver cuadro IV-5).

**Cuadro IV-5. Evolución de empleos en Chile (2013-2017) en sectores impactados positivamente por la automatización**

| <b>Empleos</b>                                                                                                            | <b>2013</b> | <b>2017</b> | <b>Evolución</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------|-------------|------------------|
| Directores generales y gerentes generales de empresa                                                                      | 2,460       | 2,551       | 91               |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, agricultura, caza, silvicultura y pesca                          | 96          | 432         | 336              |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, industrias manufactureras                                        | 1,007       | 357         | -650             |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, construcción y obras públicas                                    | 363         | 1,584       | 1,221            |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, comercio mayoristas y minoristas                                 | 569         | 677         | 108              |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, restauración y hostelería                                        | 0           | 216         | 216              |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, transporte, almacenamiento y comunicaciones                      | 514         | 573         | 59               |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, empresas de intermediación y servicios a empresas                | 483         | 2,186       | 1,703            |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, servicios de cuidados personales, limpieza y servicios similares | 37          | 608         | 571              |
| Directores de departamentos de producción y operaciones, no clasificados bajo otros epígrafes                             | 13,793      | 17,496      | 3,703            |
| Directores de departamentos financieros y administrativos                                                                 | 4,852       | 5,700       | 848              |
| Directores de departamentos de personal y de relaciones laborales                                                         | 6,042       | 1,817       | -4,225           |
| Directores de departamentos de ventas y comercialización                                                                  | 5,074       | 9,909       | 4,835            |
| Directores de departamentos de publicidad y de relaciones públicas                                                        | 522         | 1,733       | 1,211            |
| Directores de departamentos de abastecimiento y distribución                                                              | 249         | 1,162       | 913              |
| Directores de departamentos de servicios de informática                                                                   | 0           | 991         | 991              |
| Directores de departamentos de investigaciones y desarrollo                                                               | 235         | 1,149       | 914              |
| Otros directores de departamentos, no clasificados bajo otros epígrafes                                                   | 2,742       | 2,450       | -292             |

| <b>Empleos</b>                                                                                  | <b>2013</b>    | <b>2017</b>      | <b>Evolución</b> |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------|------------------|------------------|
| Gerentes de empresas de agricultura, caza, silvicultura y pesca                                 | 13,798         | 8,029            | -5,769           |
| Gerentes de industrias manufactureras                                                           | 10,528         | 11,879           | 1,351            |
| Gerentes de empresas de construcción y obras públicas                                           | 8,530          | 14,357           | 5,827            |
| Gerentes de comercios mayoristas y minoristas                                                   | 165,602        | 192,050          | 26,448           |
| Gerentes de empresas de restauración y hostelería                                               | 31,406         | 30,539           | -867             |
| Gerentes de empresas de transporte, almacenamiento y comunicaciones                             | 8,579          | 8,884            | 305              |
| Gerentes de empresas de intermediación y servicios a empresas                                   | 11,545         | 23,373           | 11,828           |
| Gerentes de empresas de servicios de cuidados personales, limpieza y servicios similares        | 3,853          | 3,793            | -60              |
| Gerentes de empresas, no clasificados bajo otros epígrafes                                      | 19,878         | 23,922           | 4,044            |
| Matemáticos y afines                                                                            | 100            | 287              | 187              |
| Estadísticos                                                                                    | 1,032          | 1,178            | 146              |
| Creadores y analistas de sistemas informáticos                                                  | 28,295         | 33,233           | 4,938            |
| Programadores informáticos                                                                      | 10,742         | 18,069           | 7,327            |
| Profesionales de la informática, no clasificados bajo otros epígrafes                           | 4,536          | 2,916            | -1,620           |
| Arquitectos/Ingenieros                                                                          | 624            | 0                | -624             |
| Arquitectos, urbanistas e ingenieros de tránsito                                                | 17,112         | 21,909           | 4,797            |
| Ingenieros civiles                                                                              | 42,563         | 45,165           | 2,602            |
| Ingenieros electricistas                                                                        | 11,274         | 12,777           | 1,503            |
| Ingenieros electricistas y de telecomunicaciones                                                | 5,074          | 5,710            | 636              |
| Ingenieros mecánicos                                                                            | 11,011         | 11,442           | 431              |
| Ingenieros químicos                                                                             | 2,067          | 2,729            | 662              |
| Ingenieros de minas y metalúrgicos y afines                                                     | 6,356          | 7,069            | 713              |
| Cartógrafos y agrimensores                                                                      | 1,178          | 4,073            | 2,895            |
| Profesores de universidades y otros establecimientos de la enseñanza superior                   | 36,725         | 44,311           | 7,586            |
| Profesores de la enseñanza secundaria                                                           | 43,717         | 69,019           | 25,302           |
| Maestros                                                                                        | 669            | 0                | -669             |
| Maestros de nivel superior de la enseñanza primaria                                             | 100,445        | 105,535          | 5,090            |
| Maestros de nivel superior de la enseñanza preescolar                                           | 30,889         | 34,366           | 3,477            |
| Maestros e instructores de nivel superior de la enseñanza especial                              | 18,633         | 17,782           | -851             |
| Especialistas en métodos pedagógicos y material didáctico                                       | 889            | 13,115           | 12,226           |
| Inspectores de la enseñanza                                                                     | 917            | 4,997            | 4,080            |
| Otros profesionales de la enseñanza, no clasificados bajo otros epígrafes                       | 22,732         | 10,907           | -11,825          |
| Agentes de bolsa, cambio y otros servicios financieros                                          | 41,122         | 11,576           | -29,546          |
| Agentes de seguros                                                                              | 22,963         | 21,873           | -1,090           |
| Agentes inmobiliarios                                                                           | 14,472         | 19,639           | 5,167            |
| Agentes de viajes                                                                               | 4,411          | 3,308            | -1,103           |
| Representantes comerciales y técnicos de ventas                                                 | 47,409         | 41,955           | -5,454           |
| Compradores                                                                                     | 5,050          | 7,638            | 2,588            |
| Tasadores y subastadores                                                                        | 659            | 1,724            | 1,065            |
| Profesionales de nivel medio en operaciones y comerciales, no clasificados bajo otros epígrafes | 3,710          | 28,794           | 25,084           |
| Agentes de compras y consignatarios                                                             | 1,821          | 4,943            | 3,122            |
| Declarantes o gestores de aduana                                                                | 170            | 1,029            | 859              |
| Agentes públicos y privados de colocación y contratistas de mano de obra                        | 13,955         | 7,263            | -6,692           |
| Agentes comerciales y corredores, no clasificados bajo otros epígrafes                          | 376            | 2,476            | 2,100            |
| Profesionales de nivel medio de servicios administrativos y afines                              | 31,415         | 98,544           | 67,129           |
| <b>Total</b>                                                                                    | <b>897,870</b> | <b>1,085,768</b> | <b>187,898</b>   |

*Fuente: Análisis de autores en base a información de CASEN 2013 y CASEN 2017*

En el cuadro IV-5 puede observarse que entre el 2013 y el 2017 los empleos en las ocupaciones afectadas positivamente por la automatización se incrementaron en 187,898<sup>42</sup>. Parte de esta creación de empleos puede ser atribuido a la automatización, pero otra parte se corresponde con el crecimiento general de la fuerza laboral. Por tal motivo, para estimar el número de empleos generados exclusivamente por la automatización se debe descontar el crecimiento de empleos promedio en el resto de los sectores de la economía (ver cuadro IV-6).

**Cuadro IV-6. Evolución de empleos entre el 2013 y el 2017 en Chile**

| <b>Empleos</b>                                                       | <b>2013</b> | <b>2017</b> | <b>Evolución</b> | <b>TACC</b> |
|----------------------------------------------------------------------|-------------|-------------|------------------|-------------|
| Empleos en ocupaciones afectadas positivamente por la automatización | 897,870     | 1,085,768   | 187,898          | 4.87%       |
| Empleos en el resto de la economía de Chile                          | 6,381,252   | 6,790,884   | 375,705          | 1.57%       |

*Fuente: Análisis de autores en base a información de CASEN 2013 y CASEN 2017*

A partir de la información disponible en el cuadro IV-6 puede verse que los empleos en ocupaciones afectadas positivamente por la automatización en el 2017 fueron 1,085,768 mientras que el empleo en el resto de la fuerza laboral sumó 6,790,884 (por ende 16 empleos, o sea  $1,085,768/6,790,884$ , se dieron en sectores afectados positivamente por la automatización por cada 100 empleos en el resto de la economía de Chile). De este modo si los empleos en las ocupaciones afectadas positivamente por la automatización hubieran crecido en igual proporción que los empleos en el resto de la economía de Chile entre el 2013 y el 2017, estos deberían haberse incrementado en 60,070 (es decir, el 16% de los 375,705 empleos que se incrementaron en el resto de la economía de Chile).

De acuerdo con este análisis, a los 187,898 empleos incrementados entre el 2013 y el 2017 en las ocupaciones afectadas positivamente por la automatización se les sustrae los 60,070 empleos que debieran haberse incrementado en esos sectores si hubiesen seguido el mismo ritmo de crecimiento que el resto de la economía. Así es como de los 187,898 empleos incrementados en los sectores afectados positivamente por la automatización, 60,070 pueden ser atribuidos al crecimiento general de la fuerza de trabajo del país y la diferencia (127,828 empleos) pueden ser atribuidos directamente a los efectos de la automatización. Esos 127,828 empleos en 4 años equivalen a un impacto anual de 31,957 empleos.

<sup>42</sup> A pesar de que las encuestas CASEN 2013 y CASEN 2017 son comparables en términos de empleo, es posible que los resultados particulares para cada rubro presenten diferencias menores entre años. Por tal motivo los resultados agregados son más robustos que los resultados particulares para cada código ISCO.

**Cuadro IV-7. Evolución de empleos entre el 2013 y el 2017 en Chile**

| <b>Empleos</b>                                                                                                            | <b>Evolución</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------|
| Evolución del empleo en sectores afectados positivamente por la automatización                                            | 187,898          |
| Evolución del empleo en sectores afectados positivamente por la automatización siguiendo la tasa del resto de la economía | 60,070           |
| Evolución del empleo atribuible a la automatización (2013-2017)                                                           | 127,828          |
| Impacto anual atribuible a la automatización                                                                              | 31,957           |

*Fuente: Análisis de autores*

### **XX.1.2. Estimación en base a la extrapolación del estudio del Foro Económico Mundial (2016)**

El Foro Económico Mundial estima que se generarán 2,021,000 empleos entre el 2015 y el 2020 a causa de la automatización en 15 países/regiones (Australia, China, India, Japón, Francia, Alemania, Italia, Turquía, Reino Unido, Sudáfrica, Brasil, México, Estados Unidos, Países del Golfo). Esos empleos serán sólo los generados por 371 grandes empresas con presencia internacional. A partir de esta información se estima el número equivalente para Chile (ver cuadro IV-8).

**Cuadro IV-8. Evolución de empleos entre el 2013 y el 2017 en Chile**

| <b>Empleos</b>                                                           | <b>Evolución</b>   | <b>Fuente</b>                 |
|--------------------------------------------------------------------------|--------------------|-------------------------------|
| (1) PIB de países considerados por el Foro Económico Mundial (2016)      | 58,235,519,507,115 | Banco Mundial                 |
| (2) PIB Chile                                                            | 277,075,944,402    | Banco Mundial                 |
| (3) PIB Chile/PIB países incluidos en F.E.M. (2016)                      | 0.48%              | (2) / (3)                     |
| (4) Impacto positivo en empleos en países considerados por F.E.M. (2016) | 2,021,000          | Foro Económico Mundial (2016) |
| (5) Impacto creación empleo Chile                                        | 9,616              | (3) * (4)                     |
| (6) Impacto anual creación empleo Chile en grandes empresas              | 1,923              | (5) /5 años                   |
| (7) Empleados en grandes empresas en Chile                               | 23.50%             | CASEN                         |
| (8) Empresas grandes incluidas en el análisis                            | 25.00%             | Estimación                    |
| (9) Impacto total anual Chile                                            | 32,734             | (6) / (7) / (8)               |

*Fuente: Análisis de autores*

El PIB de Chile representa el 0.48% del PIB de los países considerados en el estudio del Foro Económico Mundial (2016). Luego, si se da un impacto equivalente en el caso de Chile esta situación estaría generando 9,616 empleos a lo largo de 5 años (o un equivalente de 1,923 empleos anuales). Pero cabe recordar que la investigación del Foro Económico Mundial (2016) sólo considera grandes empresas. Por tal motivo si se busca estimar el impacto total en la economía de Chile (y asumiendo que el impacto es equivalente por tamaño de empresas) hay que ponderar este valor por el hecho de que sólo 23.50% de los trabajadores chilenos están en empleados en grandes empresas (empresas con 250 empleados o más) y que las empresas consideradas en el estudio original coinciden en sólo un 25% aproximadamente con las grandes

empresas chilenas. De este modo, partiendo del impacto anual de 1,925 empleos y ponderando por que el 23.50% de los empleados en Chile trabajan en grandes empresas y por el hecho de que aproximadamente el 25% de las empresas grandes incluidas en el análisis del Foro Económico Mundial (2016) coinciden con las empresas grandes en Chile, se tiene que el impacto anual positivo de la automatización en Chile es de 32,734 empleos.

### **XX.1.3. Estimación en base a evolución del empleo en ocupaciones con bajo riesgo de automatización**

Esta metodología divide a los empleos en Chile en 4 grupos en base al riesgo de automatización determinado por Frey y Osborne (2013). El primer grupo es de bajo riesgo con una probabilidad de automatización del empleo de entre 0% y 33.33%. El segundo grupo es el de una probabilidad media y que se corresponde a probabilidades de entre 33.33% y 66.67%. Y finalmente un tercer grupo que tiene alto riesgo de automatización del empleo que se corresponde con probabilidades superiores al 66.67%. Así también se considera un cuarto grupo para el que no se tienen probabilidades de automatización de empleo (principalmente trabajadores en las Fuerzas Armadas). En el cuadro IV-9 puede verse la evolución del empleo entre el 2013 y el 2017 en base al riesgo de automatización basado en la metodología de Frey y Osborne (2013).

**Cuadro IV-9. Evolución del empleo en Chile en base al riesgo de automatización de Frey y Osborne (2013-2017)**

| <b>Indicador</b> | <b>Bajo Riesgo</b> | <b>Riesgo Medio</b> | <b>Riesgo Alto</b> | <b>No determinado</b> | <b>Total</b> |
|------------------|--------------------|---------------------|--------------------|-----------------------|--------------|
| Empleos 2013     | 1,630,669          | 1,848,841           | 3,757,558          | 42,054                | 7,279,122    |
| Empleos 2017     | 1,896,712          | 2,104,052           | 3,830,194          | 45,694                | 7,876,652    |
| Cambio 2013-2017 | 266,043            | 255,211             | 72,636             | 3,640                 | 597,530      |
| TACC             | 3.85%              | 3.29%               | 0.48%              | 2.10%                 | 1.99%        |

*Fuente: Análisis de autores en base a información de CASEN 2013 y CASEN 2017*

En el cuadro IV-9 puede verse que los empleos con bajo riesgo de automatización crecieron a una tasa anual del 3.85% anual, muy por encima que el promedio de crecimiento de los empleos en Chile que lo hicieron al 1.99% anual en el período 2013-2017. De este modo el crecimiento de empleos de bajo riesgo de automatización puede ser dividido en una parte por el crecimiento general de los empleos de la economía (1.99% anual) y el resto puede ser atribuido como efecto directo positivo en empleos de la automatización (1.86% anual<sup>43</sup>). Así es como se tiene que en el período 2013-2017 el 48.27%<sup>44</sup> de los empleados generados en el grupo de bajo riesgo de automatización (128,419 empleos entre el 2013 y el 2017) pueden ser atribuidos a la automatización (128,419 empleos entre el 2013 y el 2017) pueden ser

<sup>43</sup> 3.85%-1.99%

<sup>44</sup> 1.86%/3.85%



atribuidos a la automatización. Esto implica un impacto positivo anual de 32,105 empleos.

#### **XX.1.4. Discusión de resultados**

En conclusión, las tres metodologías producen resultados consistentes en términos de la creación anual de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial (ver cuadro IV-10).

**Cuadro IV-10. Chile: Estimaciones de creación de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial**

| <b>Metodologías</b>                                                                                                       | <b>Estimación</b> |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------|
| 4. Estimación basada en las ocupaciones identificadas en el estudio del Foro Económico Mundial                            | 31,957            |
| 5. Estimación en base a la extrapolación del estudio del Foro Económico Mundial (2016)                                    | 32,734            |
| 6. Estimación en base a evolución del empleo en oficios con bajo riesgo de automatización (de acuerdo con Frey y Osborne) | 32,105            |

*Fuente: autores*

## **XXI. CONCLUSIÓN: IMPLICANCIAS PARA CHILE**

Las estimaciones realizadas a través de diferentes metodologías coinciden en que la Cuarta Revolución Industrial está creando en Chile alrededor de 32,000 empleos anuales. Estos empleos tienden a concentrarse en ocupaciones tales como Operaciones de negocio y finanzas, Gerencia y administración de empresas, técnicos de Informática y matemáticos, profesionales de Arquitectura e ingeniería, empleados de Comercio y Educación, todas requiriendo un alto nivel educativo. Por otra parte, de acuerdo con el análisis de desaparición de empleo realizado en el segundo entregable, se estima que ya en el 2018, de acuerdo con el escenario gradual de desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial, han desaparecido 35,000 empleos mientras que 52,000 han sido reestructurados a partir de la introducción de nuevas tecnologías. Es decir, que el efecto neto entre desaparición y creación de empleo es nulo, excepto que debido a que la creación de empleo se sitúa en ocupaciones de alto nivel educativo y la desaparición de los mismos en empleos rutinarios, el escenario actual presenta una tendencia a la polarización del empleo y aceleramiento de la exclusión social.

Mirando hacia el futuro, la desaparición de empleo tiende a acelerarse. En el 2028, el número de empleos eliminados como resultado de la automatización se sitúa en 272,000. ¿Hasta qué punto la creación de empleo aumentará en el futuro del valor actual de 32,000? Esto es difícil de estimar, 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. Si la creación anual de empleos en el futuro no

aumenta mas del valor actual de 32,000 (hipótesis de mínima), ya en cinco años se estima una desaparición neta de 57,000 empleos y una reestructuración de 132,000.

Bajo este escenario, el efecto de polarización de empleo, que ya esta ocurriendo en economía avanzadas, sumado al fenómeno de exclusión social ocasionado en los sectores sociales mas afectados (trabajadores en el primer decil de ingresos, población aborigen, y extranjeros) son escenarios por considerar. Es por ello que, de aquí en más la generación de empleos debe ser un eje fundamental de intervención del Estado:

- Las políticas públicas orientadas a formar capital humano adaptado a los nuevos requerimientos del mercado;
- Los efectos de segundo orden que tengan estos nuevos empleados en el resto de la economía.

## **QUINTA PARTE: RECOMENDACIONES DE POLÍTICA PÚBLICA**

### **XXII. INTRODUCCIÓN**

Esta parte está enfocada en definir posibles iniciativas de política pública orientadas a enfrentar los desafíos planteados por la Cuarta Revolución Industrial en el ámbito del empleo en Chile. Para ello, se comienza por reiterar en el capítulo II los resultados del análisis cuantitativo presentado en los previos entregables respecto del impacto de la automatización, tanto en lo referido a la desaparición, como reestructuración y creación de empleos. Una vez planteado esto, se comienzan a definir posibles iniciativas que permitan amenguar los efectos negativos de desaparición de empleo, como de la polarización de la fuerza laboral en el país. El capítulo III se enfoca en iniciativas de estimación de necesidades laborales y desajustes potenciales que sirven de base para el desarrollo de planes de capacitación. El capítulo IV presenta programas e iniciativas públicas para la promoción de creación de empleos. El capítulo V se enfoca en las necesidades de cambios institucionales que estimulan la adaptación al nuevo entorno de recursos humanos. Finalmente, el capítulo VI presenta las conclusiones generales del entregable.

### **XXIII. IMPACTO DE LA AUTOMATIZACIÓN EN LA DESAPARICIÓN, RESTRUCTURACIÓN Y CREACIÓN DE EMPLEOS EN CHILE**

La estimación del impacto de la Cuarta Revolución Industrial en el empleo de Chile ha sido estructurada a partir de tres componentes:

- Estimación de desaparición de puestos de trabajo como resultado de la sustitución de empleo por tecnologías como la inteligencia artificial y sistemas robóticos
- Proyección en el tiempo del proceso de sustitución capital-trabajo a partir de la disponibilidad comercial, la reducción de costos y la difusión de dichas tecnologías en procesos productivos
- La creación de empleo que ocurre como consecuencia de la Cuarta Revolución Industrial y los efectos netos de destrucción y creación en la fuerza de trabajo (es decir, los efectos compensatorios).

#### **XXIII.1. La desaparición de empleos como resultado de la automatización de procesos productivos**

El estudio de la desaparición de puestos de trabajo ha sido realizado en base a dos metodologías: el análisis ocupacional y el análisis por tareas. El análisis ocupacional está basado en la identificación de efectos en el empleo utilizando las estadísticas de la Encuesta de Caracterización Socioeconómica Nacional (CASEN) del Ministerio de Desarrollo Social. El análisis por tareas está basado en los datos para Chile contenidos en la base PIAAC (*Program for the International Assessment of Adult Competencies*) de la OCDE.

De acuerdo con el análisis de la encuesta CASEN para el 2017 en base a las probabilidades de Frey y Osborne (2013), 57.81% de los empleos de Chile enfrentan “una alta probabilidad de automatización en las próximas dos décadas”. El análisis ocupacional permite detectar cuatro dimensiones de disrupción social resultantes de la probabilidad de automatización de empleo en Chile:

- La probabilidad de automatización de empleo afecta más a los trabajadores ubicados en el primer decil de ingreso que en los otros deciles (en el primer decil la probabilidad de automatización alcanza a 69.81% de los empleos);
- La vulnerabilidad a la automatización es más alta para trabajadores de origen indígena que para aquellos que no lo son (la probabilidad es de 61.27%, o sea cuatro puntos porcentuales mas alta que la media nacional); y
- La probabilidad de automatización de empleo es más alta para trabajadores de origen extranjero que para los chilenos (en este caso es de 60.23%).
- La reducción en el porcentaje de trabajadores cuya ocupación está en alta probabilidad de automatización afecta más al género masculino (59.51%) que al femenino (55.60%)

De acuerdo con el análisis por tareas, considerando que las ocupaciones en alto riesgo son aquellas que tienen una probabilidad de automatización mayor al 70% de las tareas se estima ese valor en 22.51% (o sea aproximadamente 2,070,000 trabajadores). Asimismo, de acuerdo con el análisis por tareas, la probabilidad promedio de automatización para hombres es de 51.29% y para mujeres 52.32%.

La comparación de resultados basados en las dos metodologías demuestra que ambas son relativamente consistentes. El análisis ocupacional podría estar calculando no solo la destrucción de empleo, tal y cual es concebida en el análisis de tareas sino también la reestructuración de ocupaciones como resultado de la digitalización. En este sentido, la estimación con el punto de corte del 70% indicaría los empleos chilenos con alto riesgo de automatización (2,070,000 trabajadores), mientras que el punto de corte del 50% incluye los trabajadores cuyo empleo será reestructurado en función de la incorporación de tecnologías digitales (1,800,000 empleos).

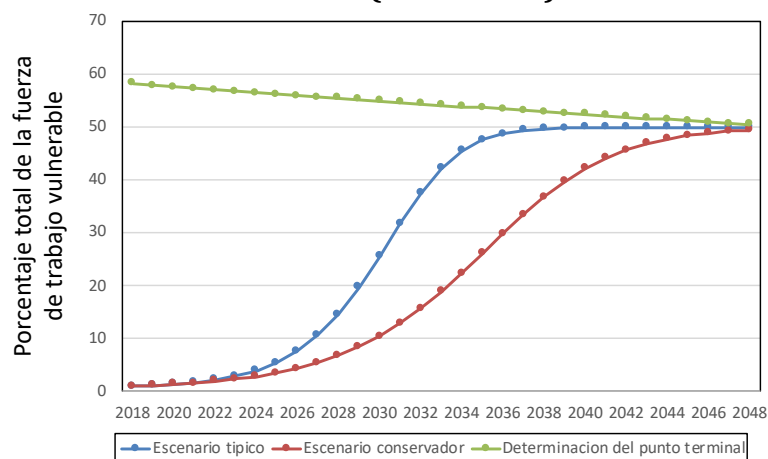
### **XXIII.2. Análisis temporal**

Las estimaciones presentadas arriba asumen implícitamente que la tecnología ya ha sido desarrollada, está disponible comercialmente y ha sido adoptada en el tejido productivo. Ambas aproximaciones 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 y la difusión de innovaciones.

El análisis realizado para evaluar el impacto de la automatización 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 de la fuerza de trabajo vulnerable a la automatización en el futuro. En segundo lugar, se construyó un modelo de desarrollo temporal entre la actualidad y el punto de impacto en el futuro. Este análisis permite calcular la evolución temporal del porcentaje de la fuerza de trabajo chilena vulnerable a la automatización (gráfico V-1).

**Gráfico 1. Chile: Evolución de la fuerza de trabajo afectada por la automatización (2018-2048)**



*Fuente: Análisis de los autores*

De acuerdo con el gráfico V-1, el porcentaje de la fuerza de trabajo con riesgo de automatización disminuye en el tiempo a partir de la tendencia a mayor educación identificado en base al análisis de la encuesta CASEN entre el 2013 y el 2017. Con esta base, de acuerdo con los dos escenarios de desarrollo de la automatización, hacia el 2028 habrán desaparecido entre 270,000 (escenario gradual) y 581,000 (escenario típico del modelo de Bass) empleos como resultado de la automatización, mientras que 404,000 (escenario gradual) y 863,000 (escenario típico del modelo de Bass) se verán significativamente reestructurados.

### **XXIII.3. Efectos compensatorios de creación de empleo**

Para estimar el impacto en creación de empleos de la automatización se procedió con tres metodologías alternativas. La primera de ellas consiste en analizar la evolución de la fuerza laboral en Chile entre el 2013 y el 2017 de acuerdo con la encuesta CASEN. La segunda metodología toma como base el impacto global del mismo estudio que indica que la automatización tendrá sobre empleos, y se estimó cuál sería el número equivalente en Chile en base a la relación entre el PIB de Chile y el PIB de los países considerados en la investigación mencionada. La última metodología dividió a las ocupaciones de la encuesta CASEN entre aquellas con bajo, medio y alto riesgo de automatización (usando las probabilidades de Frey y Osborne). A partir de ello, se analiza la evolución de los empleos entre el 2013 y el 2017 para el grupo con bajo riesgo de automatización. Las tres metodologías producen resultados consistentes en

términos de la creación anual de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial (ver cuadro V-1).

**Cuadro V-1. Chile: Estimaciones de creación de empleo como resultado de la Cuarta Revolución Industrial**

| Metodologías                                                                                                              | Estimación |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 7. Estimación basada en las ocupaciones identificadas en el estudio del Foro Económico Mundial                            | 31,957     |
| 8. Estimación en base a la extrapolación del estudio del Foro Económico Mundial (2016)                                    | 32,734     |
| 9. Estimación en base a evolución del empleo en oficios con bajo riesgo de automatización (de acuerdo con Frey y Osborne) | 32,105     |

*Fuente: autores*

Las estimaciones realizadas a través de diferentes metodologías coinciden en que la Cuarta Revolución Industrial está creando en Chile alrededor de 32,000 empleos anuales. Estos empleos tienden a concentrarse en ocupaciones tales como operaciones de negocio y finanzas, gerencia y administración de empresas, técnicos de Informática y matemáticos, profesionales de Arquitectura e ingeniería, empleados de Comercio y Educación, todas requiriendo un alto nivel educativo.

#### **XXIII.4. Resultados finales**

De acuerdo con el análisis de desaparición de empleo presentado arriba, se estima que ya en el 2018, de acuerdo con el escenario gradual de desarrollo de la Cuarta Revolución Industrial, han desaparecido 35,000 empleos mientras que 52,000 han sido reestructurados a partir de la introducción de nuevas tecnologías. Es decir, que el efecto neto entre desaparición y creación de empleo es nulo en la actualidad, excepto que debido a que la creación de empleo se sitúa en ocupaciones de alto nivel educativo y la desaparición del mismo en empleos rutinarios, el escenario actual presenta una tendencia a la polarización del empleo y aceleramiento de la exclusión social. De esta manera, se produce un desajuste en el sentido que la creación de empleo como resultado de la automatización se produce en ocupaciones con alto nivel educativo<sup>45</sup>. Adicionalmente, ocurre también creación de empleo en ocupaciones de baja capacitación, como empleados en economías colaborativas (por ejemplo, conductores de autos o fleteros), aunque la encuesta CASEN no permite identificar claramente esta tendencia.

Mirando hacia el futuro, la desaparición de empleo tiende a acelerarse. En el 2028, el número de empleos eliminados como resultado de la automatización se sitúa en 272,000. ¿Hasta qué punto la creación de empleo aumentará en el futuro a partir del valor actual de 32,000? Esto es difícil de estimar, aunque, de alguna manera, esto

---

<sup>45</sup> Esto es consistente con la evidencia generada en economías avanzadas, la que demuestra que 19 de las 30 ocupaciones proyectadas a crecer mas rápido requieren educación terciaria, dentro de las cuales las que crecen mas rápido son ocupaciones con un mínimo de una maestría (Richards y Terkanian, 2013).

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 vulnerables como consecuencia del aumento del nivel educativo de la fuerza de trabajo valida esta recomendación. Si la creación anual de empleos en el futuro no aumenta más del valor actual de 32,000 (hipótesis de mínima), ya en cinco años se estima una desaparición neta de 57,000 empleos y una reestructuración de 132,000. 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 (trabajadores en el primer decil de ingresos, población aborigen, y extranjeros) son escenarios por considerar.

## **XXIV. DESARROLLO DE CAPACIDADES**

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

### **XXIV.1. Estimación de ocupaciones necesarias**

Una fuente importante del desajuste en la oferta y demanda de fuerza de trabajo es la falta de información prospectiva sobre las necesidades de ocupaciones. Esto deviene aun 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 demanda ocupacional<sup>46</sup>:

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

---

<sup>46</sup> 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 requeridas<sup>47</sup>. El modelo internacional más avanzado en este sentido es 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.

## **XXIV.2. Formular programas de capacitación**

El eje central del desarrollo de programas de capacitación reside en la formulación de perfiles requeridos en el contexto de la automatización, 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. 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 un trabajador en el sector manufacturero. 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, 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

---

<sup>47</sup> OECD (2016). *Getting skills right: Assessing and anticipating changing skill needs*. Paris, p. 36.



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”<sup>48</sup>. Este concepto es clave en la definición de programas de formación y adaptación para trabajadores en edad avanzada.

## **XXV. PROMOCION DE EMPLEOS**

### **XXV.1. Introducir subsidios a la transición laboral**

Si los trabajadores tienen garantizada la continuidad de ingresos mediante un subsidio público, se crea un incentivo para que estos participen en programas de formación continua. Este subsidio representa la contrapartida a nivel de incentivo al aprendizaje permanente.

### **XXV.2. Promover la formalización del empleo informal**

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.

### **XXV.3. 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 programa 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.

### **XXV.4. Creación de empleos no vinculados a la automatización**

---

<sup>48</sup> Organización Mundial del Trabajo. Comisión Mundial sobre el futuro del trabajo. (2019) *Trabajar para un futuro más prometedor*, p. 30.

El análisis de creación de empleo abordado en el cuarto entregable de este estudio se enfoca principalmente en aquellas ocupaciones vinculadas directamente a la automatización, excluyendo otros empleos creados por factores distintos, como lo son el aumento de trabajadores de la salud. 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.

## **XXVI. ADAPTACIÓN INSTITUCIONAL**

### **XXVI.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.

### **XXVI.2. Inclusión del sector empresarial privado**

La coordinación interinstitucional del sector público debe ser complementada con la vinculación con el sector empresario 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.

### **XXVI.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 programas<sup>49</sup>.

## **XXVII. CONCLUSIÓN**

En resumen, 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

---

<sup>49</sup> Organización Mundial del Trabajo. Comisión Mundial sobre el futuro del trabajo. (2019) *Trabajar para un futuro más prometedor*, p. 31.

- Invertir en industrias de mano de obra intensivas e industrias donde la Cuarta Revolución Industrial crea empleo

## BIBLIOGRAFÍA

Aboal, D. y Zunino, G. (2017). "Innovación y habilidades en América Latina", *Robotlucion: el futuro del trabajo en la integración 4.0 de América Latina*, Washington, DC: Banco Interamericano de Desarrollo.

ACATECH (2013). *Recommendations for implementing the strategic initiative Industrie 4.0: Final report of the Industrie 4.0 Working Group*. Federal Ministry of Education and Research.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2015), *The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares and Employment*, unpublished, December 2015.

Acemoglu, D. and Robinson, J. (2012). *Why nations fail*, New York: Crown Publishing.

Aghion, Philippe and Howitt, Peter. (1994). "Growth and unemployment", *The Review of Economic Studies*, Volume 61, Issue 3, 1 july, pp. 477-494.

Arntz, M., Gregory, T., and Zierahn, U. (2016). "The risk of automation for Jobs in OECD countries: a comparative analysis". *OECD Social, Employment and Migration Working Papers No. 189*. ECD Publishing, Paris.  
<http://dx.doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>

Atkinson, R., Castro, D. & Ezell, S.J. (2009). *The digital road to recovery: a stimulus plan to create jobs, boost productivity and revitalize America*. The Information Technology and Innovation Foundation, Washington, DC.

Autor, D. (2010). *The polarization of job opportunities in the US labor market: Implications for Employment and Earnings*, Center for American Progress.

Autor, D. (2014) "Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth." *Re-evaluating Labor Market Dynamics*. Jackson Hole, Wyoming: Federal Reserve Bank.

Autor, D. (2015), "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), pp. 3-30.

Autor, D. and Dorn, D. (2013). "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market", *American Economic Review*, Vol. 103, No. 5, August, pp. 1553-97.

Autor, D., Levy, F. and Murnane, R. (2003). The skill content of recent technological change: an empirical exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, November, pp. 1279-1333

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

Blinder, A.S. and Krueger, A.B. (2013). "Alternative measures of offshorability: a survey approach". *Journal of Labor Economics*, vol. 31, no. 2, pp. S97-S128.

Bosch, M., Pages, C., Ripani, L. (2018). *El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo, Washington, DC

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

Braverman, H. (1974). *Labor and monopoly capital: the degradation of work in the twentieth century*, New York: Monthly Review Press.

Bresnahan, T.F. (1999). "Computerization and wage dispersion: an analytical reinterpretation". *The Economic Journal*, vol. 109, no. 456, pp. 390-415.

Brussevich, M., Dabla-Norris, E.; Kamunge, C.; Karnane, P.; Khalid, S. and Kalpana Kochhar, K. (2018). *Gender, Technology, and the Future of Work*. IMF Staff Discussion Note 18/07, October.

Brynjolfsson, E. (2016). *Data in Action: Data-Driven Decision Making in U.S. Manufacturing*, US Census Bureau Center for Economic Studies Paper No. CES-WP-16-06, Rotman School of Management Working Paper No. 2722502.

Brynjolfsson, E., and McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. New York: W.W. Norton and Company.

Brynjolfsson, E. McAfee, A. and Spence, M. (2014). "New World Order: Labor, Capital and Ideas in the Power Law Economy". *Foreign Affairs*, July/August.

CASEN 2013. *Pueblos Indígenas: Síntesis de Resultados*. Ministerio de Desarrollo Social, Marzo 2015.

Cimoli, M. (2018). *Industrial Policy in a hyper-connected world*. UN-ECLAC.

Comin, D., and Hobijn, B. " (2010). An Exploration of Technology Diffusion." *American Economic Review* 100, no. 5: pp. 2031-2059.

Crandall, R., Lehr, W., & Litan, R. (2007). *The Effects of Broadband Deployment on Output and Employment: A Cross-sectional Analysis of U.S. Data*. *Issues in Economic Policy*, 6.

Cummins, J. (2005). "A new approach to the valuation of intangible capital", in Corrado, C., Haltiwanger, J., and Sichel, D. *Measuring capital in the New Economy*.

National Bureau of Economic Research. Studies in Income and Wealth, Volume 65. Chicago: University of Chicago Press.

Deloitte (2015). *From brawn to brains: the impact of technology on Jobs in the UK*. London.

De La Rica, S. and Gortzar, L. (2016). *Differences in Job De-Routinization in OECD Countries: Evidence from PIAAC*. IZA DP No. 9736, February.

Eisenstein, E. (1979). *The printing press as an agent of change*. Cambridge: Cambridge University Press.

Forrester (2017). *The future of jobs: working side by side with robots*, April 3.

Frey, C. and Osborne, M. (2013). *The future of employment*. Oxford Martin Programme on Technology and Employment Working paper.

Gartner (2017). *Predicts 2018: AI and the Future of Work*.

Goldin, C., & Katz, L. F. (1998). The origins of technology-skill complementarity. *The Quarterly journal of economics*, 113(3), 693-732.

Goos, M., A. Manning and A. Salomons (2014), "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring", *The American Economic Review*, 104(8), pp. 2509-2526.

Graetz, G. and G. Michaels (2015), "Robots and Work", *IZA Discussion Paper*, No. 8938.

Gregory, T., A. Salomons, and U. Zierahn (2015). "Technological Change and Regional Labor Market Disparities in Europe", Centre for European Economic Research, Mannheim.

Hung, Shiu-Wan, An-Pang Wang, and Chia-Chin Chang. (2012). "Exploring the Evolution of Nano Technology." In *Proceedings of PICMET'12: Technology Management for Emerging Technologies*, 2598–2604. Vancouver: IEEE.

Institute for Public Policy Research (2017). *Managing Automation*. London, December.

Jaimovich, N. and Siu, H. (2012). "The Trend Is the Cycle: Job Polarization and Jobless Recoveries." NBER Working Paper No. 18334, *National Bureau of Economic Research*, August 2012, pp. 1-36.

Jensen, J.B. and Kletzer, L.G. (2005). *Tradable services: Understanding the scope and impact of services offshoring [with comments and discussion]*. In: Brookings trade

forum, pp. 75–133.

Katz, R. (2012). *Impact of broadband on the economy: research to date and policy issues*. Geneva: International Telecommunication Union.

Katz, R. (2017). *Social and economic impact of digital transformation on the economy*. GSR-17 Discussion paper. Geneva: International Telecommunications Union.

Katz, R. (2018). *Shaping the future of supply chains in Latin America: Phase 2: Assessment of Latin America and the Caribbean readiness to deploy digitized supply chains – Mexico*, unpublished.

Katz, R. L., Vaterlaus, S., Zenhäusern, P. & Suter, S. (2010a). “The Impact of Broadband on Jobs and the German Economy”. *Intereconomics*, 45 (1), 26-34.

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.

Keynes, J.M. (1933). Economic possibilities for our grandchildren (1930). *Essays in persuasion*, London: Palgrave Macmillan, pp. 358–73.

Kolko, J. (2010). *Does Broadband Boost Local Economic Development?* (Public Policy Institute of California working paper). Retrieved from [www.ppic.org/content/pubs/report/R\\_110JKR.pdf](http://www.ppic.org/content/pubs/report/R_110JKR.pdf)

Liao, Y; Deschamps, F; Freitas Rocha Loures, E; and Pierin Ramos, L. (2017). “Past, present and future of Industry 4.0 - a systematic literature review and research agenda proposal”, *International Journal of Production Research*, Vol. 55, No. 12, 3609–3629.

Loktieva, I. (2015). “Approaches to empirical analysis of social exclusion: international comparison”, *Economics and Society*, Vol. 9, No 2, pp. 148-157. DOI: 10.14254/2071-789X.2016/9-2/10.

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.

McKinsey Global Institute (2017). *A future that Works: Automation, Employment, and Productivity*. January

McKinsey Global Institute (2017). *Jobs Lost, Jobs Gained: workforce transitions in a time of automation*. December

McKinsey Global Institute (2018). *Skill shift: Automation and the future of the workforce*. May



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.

Nedeloska, L. y Quintini, G. (2018). "Automation, skills use and training". OECD *Social, Employment and Migration Working Papers No. 202*. ECD Publishing, Paris. <http://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>.

Nef, J.U. (1957). Coal mining and utilization. *A history of technology*, vol. 3, pp. 72–88.

Nelson, R. R., & Phelps, E. S. (1966). "Investment in humans, technological diffusion, and economic growth". *The American economic review*, 56(1/2), 69-75.

OECD (2016). *Getting Skills Right: Assessing and Anticipating Changing Skill Needs*. Paris: Organization of Economic Cooperation and Development.

O'Neil, C. (2016). *Weapons of Math Destruction*. London: Allen Lane.

ORBA-CEPAL (2017). *State of Broadband in Latin America and the Caribbean*. Santiago: Comisión Económica para América Latina y el Caribe

Organización Mundial del Trabajo. Comisión Mundial sobre el futuro del trabajo. (2019) *Trabajar para un futuro más prometedor*. Ginebra.

Pajarinen, M. and Rouvinen, P. (2014). *Computerization threatens one third of Finnish employment*. ETLA Brief No 22. <http://pub.etla.fi/ETLA-Muis-o-Brief-22.pdf>

Parodi, G. y Sciulli, D. (eds.) (2012). *Social exclusion: short and Long term Causes and consequences*. Pescara: Physica-Verlag.

Parthasarathi, V., and G. Thilagavathi. (2011). "Synthesis and Characterization of Zinc Oxide Nanoparticle and Its Application on Fabrics for Microbe Resistant Defense Clothing." *International Journal of Pharmacy and Pharmaceutical Sciences* 3 (4): 392–398.

Pfeiffer, S. and A. Suphan (2015), *The Labouring Capacity Index: Living Labouring Capacity and Experience as Resources on the Road to Industry 4.0*, Working Paper 2015, No. 2, University of Hohenheim.

PwC (2018). *Will robots really steal our jobs? An international analysis of the potential long term impact of automation*. London.

Riado-Cano, C. and Bodewig, C. (2018). *Growing United: Upgrading Europe's convergence machine*. Washington, DC: World Bank.

Richards, E. y Terkanian, D. (2013). "Occupational Employment Projections to 2023", *Monthly Labor Review*, December.

Rostow, W. W. (1988). "The 4th Industrial-Revolution and American Society—Some Reflections on the Past for the Future." in *Cooperation and Competition in the Global Economy: Issues and Strategies*, edited by A. Furino, 63–73. Cambridge, MA: Ballinger.

Rotman, D. (2014). Technology and inequality" *Technology review* (October 21)

Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). *Industry 4.0 - The future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries*. (T. B. Group, Ed.)

Santos, I; Monroy, S. and Moreno, M. (2015). *Technological change and Labor market disruptions: evidence from the developing world*, Paper presented at the 10th IZA/World bank Conference on Employment and Development.

Spitz-Omer (2016). "Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure", *Journal of Labor Economics*, Vol. 24, pp. 235-270.

Wolter, M. I., Mönnig, A., Hummel, M., Schneemann, C., Weber, E., Zika, G.; Neuber-Pohl, C. (2015). *Industrie 4.0 und die Folgen für Arbeitsmarkt und Wirtschaft*. Retrieved October 23, 2015, from IAB Forschungsbericht 8/15.

World Bank (2015). Promoting labor market participation and social inclusion in Europe and Central Asia's poorest countries. Working paper 98076, May.

World Bank (2016). *Digital Dividends*. Washington, DC.

World Economy Forum (2016). *The future of jobs: employment, skills and workforce strategy for the Fourth Industrial Revolution*. Cologny, January

## ANEXOS

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

El análisis comienza tomando los datos de probabilidades de automatización del empleo de Frey y Osborne (2013). Esos datos proveen para cada ocupación correspondiente a un código SOC, una probabilidad de automatización del empleo para cada uno de los 702 empleos del código SOC (*Standard Occupation Classification* usada por el Bureau de Censo de Estados Unidos). Dado que los datos de empleo de la Encuesta CASEN de Chile se encuentran bajo la clasificación de empleos generada por la ILO en el año 88 (CIUO-88), es necesario convertir cada probabilidad de código SOC a una probabilidad en código CIUO-88.

Para ello, se parte de cada uno de los empleos abarcados en el código CIUO-88 y se procede a su conversión a un empleo bajo la clasificación CIUO-08<sup>50</sup> siguiendo el criterio de la Organización Internacional del Trabajo<sup>51</sup>. En esta etapa cabe destacar que en algunos casos un único empleo en código CIUO-88 termina en dos o más empleos según la clasificación CIUO-08. Por ejemplo el código CIUO-88 1221 (Directores de departamentos de producción y operaciones, agricultura, caza, silvicultura y pesca), lleva tanto al código 1311 (Directores de producción agropecuaria y silvicultura) como al código 1312 (Directores de producción de piscicultura y pesca) de la clasificación CIUO-08. O alternativamente diferentes códigos CIUO-88 convergen en un mismo código CIUO-08, por ejemplo los códigos CIUO-88 1226 (Directores de departamentos de producción y operaciones, transporte, almacenamiento y comunicaciones), 1235 (Directores de departamentos de abastecimiento y distribución) y 1316 (Gerentes de empresas de transporte, almacenamiento y comunicaciones) convergen en un único código CIUO-08, el 1324 (Directores de empresas de abastecimiento, distribución y afines). De este modo, en esta etapa se llega a un listado de 673 empleos a partir de la conversión de empleos en código CIUO-88 a CIUO-08.

Posteriormente, resta convertir cada empleo en código CIUO-08 a un empleo en código SOC (que es la clasificación para la que se poseen las probabilidades de automatización). Para realizar este trabajo se utiliza la tabla de conversión de código SOC a código CIUO-08 generada por el *U.S. Bureau of labor Statistics* y disponible en [http://www.bls.gov/soc/ISCO\\_SOC\\_Crosswalk.xls](http://www.bls.gov/soc/ISCO_SOC_Crosswalk.xls).<sup>52</sup> Esta tabla de conversión de SOC a CIUO-08 (o ISCO-08 según su denominación en inglés), parte de cada código SOC y le asigna una o más clasificaciones en código CIUO-08. Por ejemplo, al código SOC 11-

---

<sup>50</sup> Ningún organismo hasta el momento ha publicado una conversión directa de código SOC a CIUO 88. Por tal motivo es necesario primero convertir de CIUO-88 a CIUO-08, y posteriormente de CIUO-88 a SOC.

<sup>51</sup> Publicado en <http://www.ilo.org/public/spanish/bureau/stat/isco/index.htm>

<sup>52</sup> Cabe destacar que esta metodología de conversión es la misma que la utilizada por Pajarinen y Rouvinen (2014) para realizar su estudio sobre Finlandia.

1021 (*General and Operations Managers*) le asigna 7 clasificaciones en CIUO-88 (la 1112, *Senior government officials*, 1114 *Senior officials of special-interest organizations*, 1120 *Managing directors and chief executives*, 1343 *aged care services managers*, 1346 *financial and insurance services branch managers*, 1420 *retail and wholesale trade managers* y 5221 *shopkeepers*). En otros casos la asignación es 1 a 1, como en el código 11-2011 (*advertising and promotions managers*) del código SOC, se indica que es equivalente al código CIUO-08 1222 *advertising and public relations managers*. Así también existen casos donde diferentes códigos SOC terminan en un mismo código ISCO 08, como es el caso de los códigos SOC 11-2021 (*marketing managers*) y el 11-2022 (*sales managers*), que convergen en un mismo código ISCO-08 (el 1221, *sales and marketing managers*).

En esta etapa cabe destacar que para algunos empleos en código CIUO 08, no se disponía de una probabilidad equivalente en código SOC. Pero en esos casos siempre existía la probabilidad para un empleo muy similar. Por ejemplo, para el código CIUO-08 1111 (Legisladores), le correspondería el código SOC 11-1031 para el cual no se tiene una probabilidad de automatización del empleo. Pero si se tiene para un empleo equivalente en los primeros tres dígitos como es el código 11-1011 que es el que corresponde para personal directivo de la administración pública. Estos casos representan a menos del 6% del total de empleos.

De este modo, partiendo de los empleos en código CIUO-88, se llega a una base con 1107 filas para generar la conversión en empleos bajo el código SOC y su respectiva probabilidad. A modo de ejemplo, se muestra en el siguiente cuadro algunos casos:

| Empleo                                                                                                              | CIUO-88 | CIUO-08 | SOC                  | Prob. (Frey y Osborne) | Prob final |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------|---------|----------------------|------------------------|------------|
| Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos legislativos                                                          | 1110    | 1111    | 11-1031//<br>11-1011 | 0.0150                 | 0.0150     |
| Personal directivo de la administración pública                                                                     | 1120    | 1112    | 11-1011              | 0.0150                 | 0.0593     |
|                                                                                                                     |         |         | 11-9161              | 0.0030                 |            |
|                                                                                                                     |         |         | 11-1021              | 0.1600                 |            |
| Jefes de pequeñas poblaciones                                                                                       | 1130    | 1113    | 11-1011              | 0.0150                 | 0.0150     |
| Dirigentes y administradores de partidos políticos                                                                  | 1141    | 1114    | 11-1021              | 0.1600                 | 0.1417     |
| Dirigentes y administradores de organizaciones de empleadores, de trabajadores y de otras de interés socioeconómico | 1142    | 1114    | 11-2031              | 0.0150                 |            |
| Dirigentes y administradores de organizaciones humanitarias y de otras organizaciones especializadas                | 1143    | 1114    | 11-9199              | 0.2500                 |            |

El empleo “Miembros del poder ejecutivo y de los cuerpos” bajo código CIUO-88 1110, equivale al empleo bajo código CIUO-08 1111, y para el que no se dispone una probabilidad para su equivalente en código SOC (código SOC 11-1031), pero si se dispone una probabilidad (0.0150) para una categoría similar, la 11-1011. Así es como se asigna la probabilidad de 0.0150 al código CIUO88.

Luego el código CIUO-88 1120 equivale al código CIUO-08 1112 que a su vez equivale a 3 códigos SOC (11-1011 con probabilidad 0.0150, 11-9161 con probabilidad 0.0030 y 11-1021 con probabilidad 0.1600). Para estimar la probabilidad del código CIUO-88 1120, se toma un promedio de las 3 probabilidades correspondientes a los códigos SOC equivalentes.

Para el código CIUO-88 1130, existía una equivalencia con el código CIUO-08 1113 y el código SOC 11-1011, por lo que la probabilidad es 0.0150. Por último, se tiene un caso donde 3 códigos CIUO-88 (1141, 1142 y 1143) terminan en un único código CIUO-08 (1114), para el que a su vez se tiene tres códigos SOC con diferentes probabilidades (11-1021 con probabilidad 0.1600, 11-2031 con probabilidad 0.0150 y 11-9199 con probabilidad 0.2500). Como no se posee información para determinar la equivalencia entre cada código SOC y CIUO-88, se genera una probabilidad única proveniente del promedio de las 3 probabilidades de los códigos SOC para el código CIUO-08 1114, y se considera esa probabilidad para los 3 códigos CIUO-88 que terminan en ese código CIUO-08.

Como algunos códigos CIUO-88 llevan a más de un código CIUO-08 y luego se tiene más de una probabilidad para esos CIUO-88, se realiza un promedio de las mismas para llegar a las probabilidades finales en CIUO-88. A continuación se presenta un ejemplo de probabilidades (el cuadro final se encuentra al final de este apéndice A).

**Cuadro A-1. Ejemplo de probabilidades de ocupaciones de CIUO-88**

| CIUO-88 | Prob. final |
|---------|-------------|
| 1110    | 0.0150      |
| 1120    | 0.0593      |
| 1130    | 0.0150      |
| 1141    | 0.1417      |
| 1142    | 0.1417      |
| 1143    | 0.1417      |

Con esta información, se utiliza la base de datos CASEN que dispone de información para más de 200.000 individuos en cada relevamiento que representan (usando los códigos de expansión) a toda la población de Chile. Con el programa estadístico STATA se genera una columna adicional en la base CASEN donde para el empleo de cada individuo se le asigna la probabilidad de automatización en base a su clasificación del empleo en CIUO-88. De este modo se cubre a toda la población, excepto a la que trabaja en el servicio militar (categoría de empleo para la que no se tiene probabilidad de automatización). Finalmente, nuevamente usando el programa estadístico STATA se realiza un promedio ponderado por el factor de expansión de las probabilidades de automatización del empleo para los años 2013, 2015 y 2017.

**Cuadro A-2. Resultados finales para Chile**

| Estadísticas Chile 2017 | 2017          |              |           | 2015          |              |           | 2013          |              |           |
|-------------------------|---------------|--------------|-----------|---------------|--------------|-----------|---------------|--------------|-----------|
|                         | Observaciones | Probabilidad | Std. Dev. | Observaciones | Probabilidad | Std. Dev. | Observaciones | Probabilidad | Std. Dev. |
| Toda la población       | 7,830,958     | 57.81%       | 0.2917    | 7,504,430     | 58.53%       | 0.2926    | 7,237,068     | 58.91%       | 0.2854    |
| Hombres                 | 4,416,021     | 59.51%       | 0.2763    | 4,252,737     | 60.01%       | 0.2804    | 4,188,566     | 60.26%       | 0.2735    |
| Mujeres                 | 3,414,937     | 55.60%       | 0.3090    | 3,251,693     | 56.58%       | 0.3066    | 3,048,502     | 57.04%       | 0.2999    |
| No indígena             | 7,160,263     | 57.48%       | 0.2931    | 6,897,057     | 58.16%       | 0.2943    | N/D           | N/D          | N/D       |
| Indígena                | 664,360       | 61.27%       | 0.2740    | 606,480       | 62.70%       | 0.2691    | N/D           | N/D          | N/D       |
| Chilenos                | 7,362,673     | 57.65%       | 0.2936    | 7,259,892     | 58.49%       | 0.2929    | 7,051,004     | 58.95%       | 0.2853    |
| Extranjeros             | 468,285       | 60.23%       | 0.2587    | 243,278       | 59.69%       | 0.2827    | 181,412       | 57.01%       | 0.2891    |
| Sin educación básica    | 715,636       | 72.48%       | 0.1881    | 728,346       | 70.83%       | 0.2034    | 781,835       | 72.37%       | 0.1812    |
| Educación básica        | 1,582,376     | 68.87%       | 0.2042    | 1,631,610     | 68.24%       | 0.2092    | 1,685,709     | 68.81%       | 0.2001    |
| Educación media         | 2,925,729     | 65.38%       | 0.2274    | 2,870,278     | 66.03%       | 0.2281    | 2,691,382     | 65.94%       | 0.2201    |
| Educación superior      | 2,560,806     | 38.22%       | 0.3246    | 2,261,823     | 38.01%       | 0.3343    | 2,045,242     | 36.34%       | 0.3242    |
| 1er quintil de ingreso  | 859,226       | 69.81%       | 0.2185    | 877,983       | 69.09%       | 0.2242    | N/D           | N/D          | N/D       |
| 2do quintil de ingreso  | 1,477,662     | 67.39%       | 0.2244    | 1,391,858     | 66.72%       | 0.2302    | N/D           | N/D          | N/D       |
| 3er quintil de ingreso  | 1,739,900     | 63.59%       | 0.2516    | 1,657,429     | 63.99%       | 0.2519    | N/D           | N/D          | N/D       |
| 4to quintil de ingreso  | 1,900,947     | 58.29%       | 0.2810    | 1,825,251     | 59.06%       | 0.2844    | N/D           | N/D          | N/D       |
| 5to quintil de ingreso  | 1,833,716     | 38.42%       | 0.3216    | 1,729,400     | 40.69%       | 0.3335    | N/D           | N/D          | N/D       |

*Fuente: análisis de los autores en base a las encuestas CASEN*

Cabe destacar que siempre se analiza a la población que efectivamente tiene un empleo, y no se considera a la población inactiva ni a los desempleados.

**Cuadro A-3. Final de probabilidades de automatización para ocupaciones de acuerdo con el CIOU-88**

| CIOU-88 | Probabilidad |
|---------|--------------|
| 1110    | 0.0150       |
| 1120    | 0.0593       |
| 1130    | 0.0150       |
| 1141    | 0.1417       |
| 1142    | 0.1417       |
| 1143    | 0.1417       |
| 1210    | 0.0875       |
| 1221    | 0.0470       |
| 1222    | 0.1400       |
| 1223    | 0.1205       |
| 1224    | 0.1600       |
| 1225    | 0.0435       |
| 1226    | 0.3125       |
| 1227    | 0.2055       |
| 1228    | 0.2965       |
| 1229    | 0.1285       |
| 1231    | 0.1827       |
| 1232    | 0.3239       |
| 1233    | 0.0135       |
| 1234    | 0.0270       |
| 1235    | 0.5900       |
| 1236    | 0.0350       |
| 1237    | 0.0175       |
| 1239    | 0.2500       |
| 1311    | 0.7395       |
| 1312    | 0.1400       |
| 1313    | 0.0710       |
| 1314    | 0.1600       |
| 1315    | 0.0435       |

|      |        |
|------|--------|
| 1316 | 0.3125 |
| 1317 | 0.1256 |
| 1318 | 0.2965 |
| 1319 | 0.0898 |
| 2111 | 0.0705 |
| 2112 | 0.6700 |
| 2113 | 0.0363 |
| 2114 | 0.3220 |
| 2121 | 0.1484 |
| 2122 | 0.1484 |
| 2131 | 0.0596 |
| 2132 | 0.2175 |
| 2139 | 0.2350 |
| 2141 | 0.0643 |
| 2142 | 0.0190 |
| 2143 | 0.1000 |
| 2144 | 0.0738 |
| 2145 | 0.1320 |
| 2146 | 0.0170 |
| 2147 | 0.0855 |
| 2148 | 0.6300 |
| 2149 | 0.0270 |
| 2211 | 0.0521 |
| 2212 | 0.0406 |
| 2213 | 0.0122 |
| 2221 | 0.0042 |
| 2222 | 0.0215 |
| 2223 | 0.0380 |
| 2224 | 0.0120 |
| 2229 | 0.0243 |
| 2230 | 0.0370 |
| 2310 | 0.0832 |
| 2320 | 0.0711 |
| 2331 | 0.0872 |
| 2332 | 0.0787 |
| 2340 | 0.0119 |
| 2351 | 0.0042 |
| 2352 | 0.0042 |
| 2359 | 0.0885 |
| 2411 | 0.6808 |
| 2412 | 0.0994 |
| 2419 | 0.2811 |
| 2421 | 0.0350 |
| 2422 | 0.5200 |
| 2429 | 0.0600 |
| 2431 | 0.3834 |
| 2432 | 0.5200 |
| 2441 | 0.4300 |
| 2442 | 0.1056 |
| 2443 | 0.1730 |
| 2444 | 0.2100 |
| 2445 | 0.0070 |
| 2446 | 0.0432 |
| 2451 | 0.2051 |
| 2452 | 0.0385 |
| 2453 | 0.0445 |
| 2454 | 0.0920 |
| 2455 | 0.2442 |
| 2460 | 0.0166 |
| 3111 | 0.6967 |
| 3112 | 0.5647 |
| 3113 | 0.8250 |
| 3114 | 0.8400 |
| 3115 | 0.4775 |
| 3116 | 0.2400 |

|      |        |
|------|--------|
| 3117 | 0.5750 |
| 3118 | 0.5130 |
| 3119 | 0.3421 |
| 3121 | 0.4600 |
| 3122 | 0.4300 |
| 3123 | 0.3600 |
| 3131 | 0.3105 |
| 3132 | 0.7200 |
| 3133 | 0.2733 |
| 3141 | 0.0350 |
| 3142 | 0.1495 |
| 3143 | 0.2530 |
| 3144 | 0.0695 |
| 3145 | 0.8400 |
| 3151 | 0.7524 |
| 3152 | 0.6103 |
| 3211 | 0.6100 |
| 3212 | 0.6950 |
| 3213 | 0.0122 |
| 3221 | 0.1900 |
| 3222 | 0.2874 |
| 3223 | 0.0036 |
| 3224 | 0.4250 |
| 3225 | 0.6800 |
| 3226 | 0.0708 |
| 3227 | 0.4445 |
| 3228 | 0.9200 |
| 3229 | 0.0627 |
| 3231 | 0.0580 |
| 3232 | 0.0550 |
| 3241 | 0.0375 |
| 3242 | 0.2790 |
| 3310 | 0.0872 |
| 3320 | 0.0787 |
| 3330 | 0.0119 |
| 3340 | 0.1725 |
| 3411 | 0.2400 |
| 3412 | 0.6617 |
| 3413 | 0.6183 |
| 3414 | 0.1987 |
| 3415 | 0.2213 |
| 3416 | 0.6433 |
| 3417 | 0.6255 |
| 3419 | 0.0400 |
| 3421 | 0.3603 |
| 3422 | 0.9850 |
| 3423 | 0.9700 |
| 3429 | 0.2977 |
| 3431 | 0.8377 |
| 3432 | 0.4100 |
| 3433 | 0.9800 |
| 3434 | 0.8733 |
| 3439 | 0.5488 |
| 3441 | 0.0608 |
| 3442 | 0.9300 |
| 3443 | 0.3900 |
| 3444 | 0.2700 |
| 3449 | 0.9400 |
| 3450 | 0.4061 |
| 3460 | 0.1300 |
| 3471 | 0.3470 |
| 3472 | 0.1891 |
| 3473 | 0.0683 |
| 3474 | 0.3700 |
| 3475 | 0.2430 |



|      |        |
|------|--------|
| 3480 | 0.0250 |
| 4111 | 0.8254 |
| 4112 | 0.8254 |
| 4113 | 0.9900 |
| 4114 | 0.9154 |
| 4115 | 0.8943 |
| 4121 | 0.9270 |
| 4122 | 0.9044 |
| 4131 | 0.8488 |
| 4132 | 0.8604 |
| 4133 | 0.9004 |
| 4141 | 0.9186 |
| 4142 | 0.8504 |
| 4143 | 0.8636 |
| 4144 | 0.6244 |
| 4190 | 0.9142 |
| 4211 | 0.8270 |
| 4212 | 0.9650 |
| 4213 | 0.6160 |
| 4214 | 0.9600 |
| 4215 | 0.9500 |
| 4221 | 0.2613 |
| 4222 | 0.7901 |
| 4223 | 0.9029 |
| 5111 | 0.3763 |
| 5112 | 0.3895 |
| 5113 | 0.3477 |
| 5121 | 0.9400 |
| 5122 | 0.6573 |
| 5123 | 0.8350 |
| 5131 | 0.3200 |
| 5132 | 0.3657 |
| 5133 | 0.4020 |
| 5139 | 0.5210 |
| 5141 | 0.3498 |
| 5142 | 0.4080 |
| 5143 | 0.3700 |
| 5149 | 0.2790 |
| 5151 | 0.3700 |
| 5152 | 0.3700 |
| 5161 | 0.0868 |
| 5162 | 0.2241 |
| 5163 | 0.3125 |
| 5169 | 0.6792 |
| 5210 | 0.9800 |
| 5220 | 0.6783 |
| 5230 | 0.9350 |
| 6111 | 0.7200 |
| 6112 | 0.7200 |
| 6113 | 0.8233 |
| 6114 | 0.7200 |
| 6121 | 0.7600 |
| 6122 | 0.7600 |
| 6123 | 0.7600 |
| 6124 | 0.7600 |
| 6129 | 0.6120 |
| 6130 | 0.7600 |
| 6141 | 0.7920 |
| 6142 | 0.7920 |
| 6151 | 0.7600 |
| 6152 | 0.4400 |
| 6153 | 0.7000 |
| 6154 | 0.6700 |
| 6210 | 0.8450 |
| 7111 | 0.5100 |

|      |        |
|------|--------|
| 7112 | 0.4800 |
| 7113 | 0.8600 |
| 7121 | 0.0710 |
| 7122 | 0.8400 |
| 7123 | 0.8833 |
| 7124 | 0.7200 |
| 7129 | 0.2614 |
| 7131 | 0.9000 |
| 7132 | 0.8200 |
| 7133 | 0.7500 |
| 7134 | 0.7350 |
| 7135 | 0.7300 |
| 7136 | 0.4058 |
| 7137 | 0.8300 |
| 7141 | 0.8100 |
| 7142 | 0.8000 |
| 7143 | 0.6967 |
| 7211 | 0.8100 |
| 7212 | 0.7750 |
| 7213 | 0.7800 |
| 7214 | 0.7133 |
| 7215 | 0.8900 |
| 7216 | 0.1800 |
| 7221 | 0.9300 |
| 7222 | 0.7733 |
| 7223 | 0.8709 |
| 7224 | 0.9250 |
| 7231 | 0.5584 |
| 7232 | 0.3565 |
| 7233 | 0.4741 |
| 7241 | 0.6441 |
| 7242 | 0.5597 |
| 7243 | 0.5597 |
| 7244 | 0.5833 |
| 7245 | 0.3166 |
| 7311 | 0.5164 |
| 7312 | 0.4565 |
| 7313 | 0.9500 |
| 7321 | 0.9350 |
| 7322 | 0.6726 |
| 7323 | 0.9500 |
| 7324 | 0.9500 |
| 7331 | 0.0350 |
| 7332 | 0.5200 |
| 7341 | 0.6975 |
| 7342 | 0.5650 |
| 7343 | 0.5650 |
| 7344 | 0.9900 |
| 7345 | 0.9500 |
| 7346 | 0.8300 |
| 7411 | 0.8450 |
| 7412 | 0.8900 |
| 7413 | 0.7900 |
| 7414 | 0.6100 |
| 7415 | 0.6750 |
| 7416 | 0.7467 |
| 7421 | 0.6600 |
| 7422 | 0.9150 |
| 7423 | 0.9700 |
| 7424 | 0.0350 |
| 7431 | 0.5200 |
| 7432 | 0.6250 |
| 7433 | 0.8400 |
| 7434 | 0.8400 |
| 7435 | 0.5316 |

|      |        |
|------|--------|
| 7436 | 0.8233 |
| 7437 | 0.3900 |
| 7441 | 0.4100 |
| 7442 | 0.5200 |
| 8111 | 0.4200 |
| 8112 | 0.8900 |
| 8113 | 0.7717 |
| 8121 | 0.8800 |
| 8122 | 0.8800 |
| 8123 | 0.8800 |
| 8124 | 0.8800 |
| 8131 | 0.8133 |
| 8139 | 0.8133 |
| 8141 | 0.8600 |
| 8142 | 0.5500 |
| 8143 | 0.5500 |
| 8151 | 0.8467 |
| 8152 | 0.8483 |
| 8153 | 0.8483 |
| 8154 | 0.8483 |
| 8155 | 0.8358 |
| 8159 | 0.8483 |
| 8161 | 0.6140 |
| 8162 | 0.8900 |
| 8163 | 0.5965 |
| 8171 | 0.1880 |
| 8172 | 0.1880 |
| 8211 | 0.4435 |
| 8212 | 0.8800 |
| 8221 | 0.4313 |
| 8222 | 0.4313 |
| 8223 | 0.4480 |
| 8224 | 0.5030 |
| 8229 | 0.4313 |
| 8231 | 0.4190 |
| 8232 | 0.2385 |
| 8240 | 0.4930 |
| 8251 | 0.4230 |
| 8252 | 0.4830 |
| 8253 | 0.4130 |
| 8261 | 0.4880 |
| 8262 | 0.3730 |
| 8263 | 0.4530 |
| 8264 | 0.5653 |
| 8265 | 0.4480 |
| 8266 | 0.4930 |
| 8269 | 0.4480 |
| 8271 | 0.4160 |
| 8272 | 0.4160 |
| 8273 | 0.4160 |
| 8274 | 0.4160 |
| 8275 | 0.4160 |
| 8276 | 0.4160 |
| 8277 | 0.4160 |
| 8278 | 0.4160 |
| 8279 | 0.4160 |
| 8281 | 0.4105 |
| 8282 | 0.4690 |
| 8283 | 0.4690 |
| 8284 | 0.4930 |
| 8285 | 0.4930 |
| 8286 | 0.4930 |
| 8290 | 0.7221 |
| 8311 | 0.6765 |
| 8312 | 0.5630 |

|      |        |
|------|--------|
| 8321 | 0.4845 |
| 8322 | 0.5678 |
| 8323 | 0.6123 |
| 8324 | 0.4095 |
| 8331 | 0.8300 |
| 8332 | 0.8920 |
| 8333 | 0.6538 |
| 8334 | 0.4795 |
| 8340 | 0.7250 |
| 9111 | 0.9000 |
| 9112 | 0.9400 |
| 9113 | 0.9650 |
| 9120 | 0.9400 |
| 9131 | 0.6600 |
| 9132 | 0.7117 |
| 9133 | 0.8100 |
| 9141 | 0.6600 |
| 9142 | 0.5967 |
| 9151 | 0.8850 |
| 9152 | 0.8567 |
| 9153 | 0.8950 |
| 9161 | 0.7048 |
| 9162 | 0.8407 |
| 9211 | 0.8800 |
| 9212 | 0.8300 |
| 9213 | 0.8500 |
| 9311 | 0.3700 |
| 9312 | 0.8267 |
| 9113 | 0.9650 |
| 9120 | 0.9400 |
| 9131 | 0.6600 |
| 9132 | 0.7117 |
| 9133 | 0.8100 |
| 9141 | 0.6600 |
| 9142 | 0.5967 |
| 9151 | 0.8850 |
| 9152 | 0.8567 |
| 9153 | 0.8950 |
| 9161 | 0.7048 |
| 9162 | 0.8407 |
| 9211 | 0.8800 |
| 9212 | 0.8300 |
| 9213 | 0.8500 |
| 9311 | 0.3700 |
| 9312 | 0.8267 |
| 9313 | 0.8000 |
| 9321 | 0.8717 |
| 9322 | 0.5967 |
| 9331 | 0.9400 |
| 9332 | 0.9300 |
| 9333 | 0.5770 |
| 9141 | 0.6600 |
| 9142 | 0.5967 |
| 9151 | 0.8850 |
| 9152 | 0.8567 |
| 9153 | 0.8950 |
| 9161 | 0.7048 |
| 9162 | 0.8407 |
| 9211 | 0.8800 |
| 9212 | 0.8300 |
| 9213 | 0.8500 |
| 9161 | 0.7048 |
| 9311 | 0.3700 |
| 9312 | 0.8267 |
| 9313 | 0.8000 |

|      |        |
|------|--------|
| 9321 | 0.8717 |
| 9322 | 0.5967 |
| 9331 | 0.9400 |
| 9332 | 0.9300 |
| 9333 | 0.5770 |
| 9311 | 0.3700 |
| 9312 | 0.8267 |
| 9313 | 0.8000 |
| 9321 | 0.8717 |
| 9332 | 0.9300 |
| 9333 | 0.5770 |

## C. Modelo de Bass

| Bass Model Functions Compared             |                                                                                                        |                                     |               |                                                                                   |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|-------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------|---------------|-----------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------|------------------|---------------|
| © 2008 Bass's Basement Research Institute |                                                                                                        |                                     |               |                                                                                   |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|                                           | M                                                                                                      | p                                   | q             | t increment                                                                       |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|                                           | 49                                                                                                     | 0.003                               | 0.3           | 1                                                                                 |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|                                           |                                                                                                        |                                     |               |                                                                                   |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|                                           | F(t) is at the right side (end) of time interval (t-1) to t. f(t) is average over interval (t-1) to t. |                                     |               | f(t) and F(t) are the values at the left side (start) of the interval t to (t+1). |                                   | Value at F(t-1). t is not used: it simply denotes the value of the F before this one. |                                       |                  |               |
|                                           | t start                                                                                                | Bass Model Big F (SM) Discrete Form |               | t start                                                                           | Bass Model Little f Discrete Form |                                                                                       | Bass Model Differential Equation Form |                  |               |
|                                           | 1                                                                                                      | Adoptions                           | Cum Adoptions | 0                                                                                 | Adoptions                         | Cum Adoptions                                                                         |                                       | Adoptions        | Cum Adoptions |
|                                           | t                                                                                                      | M * SM_f                            | M * cF        | t                                                                                 | M * f                             | M * cF_asSumf                                                                         | DE_f                                  | DE_cf_asSum_DE_f | M * DE_f      |
|                                           |                                                                                                        |                                     |               |                                                                                   |                                   |                                                                                       |                                       |                  |               |
|                                           | 2018                                                                                                   | 0                                   | 0             | 0                                                                                 | 0                                 | 0                                                                                     | 0                                     | 0                | 1.00          |
|                                           | 2019                                                                                                   | 0                                   | 49            | 0                                                                                 | 0                                 | 0                                                                                     | 0.003000                              | 0.003000         | 0             |
|                                           | 2020                                                                                                   | 0                                   | 49            | 1                                                                                 | 0                                 | 0                                                                                     | 0.003888                              | 0.006888         | 0             |
|                                           | 2021                                                                                                   | 0                                   | 49            | 2                                                                                 | 0                                 | 1                                                                                     | 0.005032                              | 0.011920         | 0             |
|                                           | 2022                                                                                                   | 0                                   | 49            | 3                                                                                 | 0                                 | 1                                                                                     | 0.006498                              | 0.018417         | 0             |
|                                           | 2023                                                                                                   | 0                                   | 49            | 4                                                                                 | 0                                 | 1                                                                                     | 0.008368                              | 0.026786         | 0             |
|                                           | 2024                                                                                                   | 0                                   | 49            | 5                                                                                 | 1                                 | 2                                                                                     | 0.010740                              | 0.037526         | 1             |
|                                           | 2025                                                                                                   | 0                                   | 49            | 6                                                                                 | 1                                 | 3                                                                                     | 0.013723                              | 0.051249         | 1             |
|                                           | 2026                                                                                                   | 0                                   | 49            | 7                                                                                 | 1                                 | 4                                                                                     | 0.017433                              | 0.068681         | 1             |
|                                           | 2027                                                                                                   | 0                                   | 49            | 8                                                                                 | 1                                 | 5                                                                                     | 0.021983                              | 0.090665         | 1             |
|                                           | 2028                                                                                                   | 0                                   | 49            | 9                                                                                 | 2                                 | 7                                                                                     | 0.027461                              | 0.118126         | 1             |
|                                           | 2029                                                                                                   | 0                                   | 49            | 10                                                                                | 2                                 | 9                                                                                     | 0.033897                              | 0.152023         | 2             |
|                                           | 2030                                                                                                   | 0                                   | 49            | 11                                                                                | 3                                 | 12                                                                                    | 0.041218                              | 0.193241         | 2             |
|                                           | 2031                                                                                                   | 0                                   | 49            | 12                                                                                | 3                                 | 15                                                                                    | 0.049190                              | 0.242431         | 2             |
|                                           | 2032                                                                                                   | 0                                   | 49            | 13                                                                                | 3                                 | 18                                                                                    | 0.057370                              | 0.299801         | 3             |
|                                           | 2033                                                                                                   | 0                                   | 49            | 14                                                                                | 4                                 | 22                                                                                    | 0.065077                              | 0.364878         | 3             |
|                                           | 2034                                                                                                   | 0                                   | 49            | 15                                                                                | 4                                 | 25                                                                                    | 0.071428                              | 0.436306         | 3             |
|                                           | 2035                                                                                                   | 0                                   | 49            | 16                                                                                | 4                                 | 29                                                                                    | 0.075474                              | 0.511780         | 4             |
|                                           | 2036                                                                                                   | 0                                   | 49            | 17                                                                                | 3                                 | 33                                                                                    | 0.076423                              | 0.588203         | 4             |
|                                           | 2037                                                                                                   | 0                                   | 49            | 18                                                                                | 3                                 | 36                                                                                    | 0.073901                              | 0.662104         | 4             |
|                                           | 2038                                                                                                   | 0                                   | 49            | 19                                                                                | 3                                 | 38                                                                                    | 0.068130                              | 0.730235         | 3             |
|                                           | 2039                                                                                                   | 0                                   | 49            | 20                                                                                | 2                                 | 41                                                                                    | 0.059907                              | 0.790141         | 3             |
|                                           | 2040                                                                                                   | 0                                   | 49            | 21                                                                                | 2                                 | 43                                                                                    | 0.050375                              | 0.840516         | 2             |
|                                           | 2041                                                                                                   | 0                                   | 49            | 22                                                                                | 2                                 | 44                                                                                    | 0.040693                              | 0.881209         | 2             |
|                                           | 2042                                                                                                   | 0                                   | 49            | 23                                                                                | 1                                 | 45                                                                                    | 0.031760                              | 0.912970         | 2             |
|                                           | 2043                                                                                                   | 0                                   | 49            | 24                                                                                | 1                                 | 46                                                                                    | 0.024098                              | 0.937068         | 1             |
|                                           | 2044                                                                                                   | 0                                   | 49            | 25                                                                                | 1                                 | 47                                                                                    | 0.017880                              | 0.954948         | 1             |
|                                           | 2045                                                                                                   | 0                                   | 49            | 26                                                                                | 1                                 | 47                                                                                    | 0.013042                              | 0.967990         | 1             |
|                                           | 2046                                                                                                   | 0                                   | 49            | 27                                                                                | 0                                 | 48                                                                                    | 0.009392                              | 0.977381         | 0             |
|                                           | 2047                                                                                                   | 0                                   | 49            | 28                                                                                | 0                                 | 48                                                                                    | 0.006700                              | 0.984081         | 0             |
|                                           | 2048                                                                                                   | 0                                   | 49            | 29                                                                                | 0                                 | 48                                                                                    | 0.004747                              | 0.988829         | 0             |