

# AUTOMATIZACIÓN Y EL FUTURO DEL EMPLEO EN CHILE: UNA CONTRIBUCIÓN A LA POLÍTICA NACIONAL DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL

## AUTOMATION AND THE FUTURE OF EMPLOYMENT IN CHILE: A CONTRIBUTION TO THE ARTIFICIAL INTELLIGENCE NATIONAL POLICY

IGNACIO CEA\*, ANJA LUEJE-SEEGER\*\*, THOMAS WACHTER\*\*\*

**RESUMEN:** La Política Nacional de Inteligencia Artificial del Gobierno de Chile trata, entre otros temas, los impactos que estas tecnologías probablemente tendrán en el ámbito laboral. Su postura es tecno-optimista al enfatizar que se crearán nuevos puestos de trabajo y aumentará la productividad del país, desestimando la posibilidad de que el desarrollo tecnológico traiga graves alzas en el desempleo. El presente artículo argumenta contra esta postura tecno-optimista. Sostendremos, primero (sección 2), que el enfoque chileno está basado en una premisa implausible, a saber, que la presente revolución industrial es similar a las anteriores. Mostraremos cinco dimensiones fundamentales que la diferencian: velocidad, transversalidad, ubicuidad, relativa-inmaterialidad, e impredecibilidad. Luego (sección 3), presentaremos diversa evidencia científica que indica que un futuro de alto desempleo en Chile por automatización es un escenario posible que amerita una postura cautelara. Con esto, esperamos informar a la institucionalidad pertinente, para que se puedan diseñar políticas orientadas a minimizar las potenciales consecuencias negativas de estas tecnologías en el ámbito laboral.

**PALABRAS CLAVE:** desempleo tecnológico, automatización, trabajo, política de inteligencia artificial, cuarta revolución industrial

**ABSTRACT:** The Chilean Government's Artificial Intelligence National Policy addresses, among other issues, the impacts that these technologies are likely to have in the workplace. Its position is techno-optimistic, emphasizing that new jobs will be created and the country's productivity will increase, dismissing the possibility that technological advances could bring serious increases in unemployment. This article argues against

\* Ph.D en Filosofía. Investigador Adjunto de la Universidad Católica de Temuco, Centro de Investigación, Innovación y Creación, Facultad de Ciencias Religiosas y Filosofía, Temuco, Chile. Profesor de la Universidad Alberto Hurtado, Facultad de Filosofía y Humanidades, Departamento de Filosofía, Santiago, Chile. Correo electrónico: igneocj@gmail.com. Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-7322-1977>

\*\* Ph.D (c) en Filosofía. Doctoranda en Filosofía, Universidad Alberto Hurtado, Facultad de Filosofía y Humanidades, Departamento de Filosofía, Santiago, Chile. Correo electrónico: anja.lueje.s@gmail.com. Orcid: <https://orcid.org/0000-0002-2238-6069>

\*\*\* Licenciado en Ciencias de la Ingeniería. Estudiante en Utrecht University, Master's Programme in Artificial Intelligence, Utrecht, Países Bajos. Correo electrónico: thomaswachterw@gmail.com. Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-0561-969X>

this techno-optimistic position. We will claim, first (section 2), that the Chilean approach is based on an implausible premise, namely that the present industrial revolution is similar to previous ones. We will show five fundamental dimensions that differentiate the present revolution: speed, transversality, ubiquity, relative-immateriality, and unpredictability. Then (section 3), we will present diverse scientific evidence that indicates that a future of high unemployment in Chile due to automation is a possible scenario that warrants a precautionary stance. With this, we hope to inform the pertinent institutions, so that policies can be designed aimed at minimizing the potential negative consequences of these technologies in the workplace.

Keywords: Technological unemployment, automation, work, artificial intelligence policy, fourth industrial revolution

Recibido: 12.01.23. Aceptado: 16.04.24.

## 1. LA POSTURA TECNO-OPTIMISTA DEL GOBIERNO DE CHILE

**D**URANTE LOS ÚLTIMOS AÑOS, diversos países y organizaciones de todo el mundo han estado publicando sus lineamientos éticos, políticos y legales respecto al desarrollo de Inteligencia Artificial (IA) y su integración en la sociedad. Algunos ejemplos son los de EE.UU. (National Science and Technology Council, 2016), la Unión Europea (Comisión Europea, 2019; European Commission 2021), Japón (Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017; Expert Group on Architecture for AI Principles, 2021), la OCDE (OECD, 2019), y Unesco (2022), a los que recientemente se ha unido Chile con su *Política Nacional de Inteligencia Artificial* (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación, 2021). Un aspecto clave de dichas políticas es regular el potencial impacto de dichas tecnologías en la esfera del trabajo, tema especialmente relevante dado que el trabajo asalariado es uno de los pilares fundamentales de la sociedad moderna.

La posibilidad de que la automatización de los trabajos produzca un masivo reemplazo de mano de obra humana (manual y cognitiva) por capital tecnológico, ha sido discutida bajo el concepto de *desempleo tecnológico* (Brynjolfsson y McAfee, 2014; Danaher, 2016, 2019). John Maynard Keynes acuñó el término cuando señaló que

Estamos siendo afectados por una nueva enfermedad de la que algunos lectores aún no han escuchado el nombre, pero de la que se oirá mucho en los próximos años –es decir, el desempleo tecnológico. Esto significa desempleo debido a nuestro descubrimiento de los medios de economizar el uso de mano de obra dejando atrás el ritmo al que podemos encontrar nuevos usos para el trabajo. (1962, p. 361, trad. nuestra)

En el presente, los medios para economizar la mano de obra a gran escala corresponden principalmente a tecnología robótica y de inteligencia artificial. Estudios a nivel global sugieren que la probabilidad de desempleo para un tipo particular de trabajo se calcula en función del porcentaje de tareas constitutivas de dicho trabajo que son automatizables. Por ejemplo, Arntz et al. (2016) afirman que, si el porcentaje de tareas automatizables supera el 70% para un determinado trabajo, es muy probable que las personas que actualmente lo desempeñan sean desplazadas por máquinas. Berriman y Hawksworth (2017), por su parte, afirman que solo con un 38% de tareas automatizables, hay altas probabilidades de desocupación humana para dicho empleo.

Sin embargo, la Política Nacional de Inteligencia Artificial del Gobierno de Chile (en adelante “Política IA-Chile”) en su sección 3.2, correspondiente a “Impactos en el Trabajo”, presenta una postura sorprendentemente optimista al minimizar las consecuencias negativas que la automatización podría significar para el trabajo humano. Si bien el texto comienza reconociendo que se trata de una problemática importante, que está siendo ampliamente debatida en el mundo y que conlleva, entre otras cosas, “el riesgo de que ciertas tareas comúnmente realizadas por humanos sean reemplazadas por máquinas, lo que implicaría la pérdida de trabajo para un gran número de personas” (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación, 2021, p. 54), su gravedad se desestima rápidamente. En cambio, se adopta una postura claramente tecno-optimista al sostener que:

Sin embargo, la evidencia internacional muestra que en el largo plazo la adopción de nuevas tecnologías representa una oportunidad para generar nuevos empleos y aumentar la productividad de un país, algo que ya ha ocurrido con otras revoluciones industriales en el curso de la historia. (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación, 2021, p. 54)

En otras palabras, la Política IA-Chile asume que la adopción progresiva de tecnologías de IA probablemente creará más y mejores empleos de los que potencialmente se reemplazarán por capital tecnológico, debido a que esto es lo que ha ocurrido en las revoluciones industriales previas.

A continuación, presentamos una reconstrucción de dicho razonamiento en la forma de un argumento explícito con dos premisas y su respectiva conclusión:

P1. Si la revolución tecnológica actual es similar a las anteriores, entonces no habrá desempleo tecnológico en Chile

P2. La revolución tecnológica actual es similar a las anteriores

∴ No habrá desempleo tecnológico en Chile

Si bien permaneceremos neutrales respecto a la plausibilidad de P1, nuestro foco de crítica será P2, ya que creemos que la revolución tecnológica actual es cuantitativa y cualitativamente diferente a las anteriores y que, por lo tanto, la conclusión “No habrá desempleo tecnológico en Chile” no es plausible, al menos basada en este razonamiento. En otras palabras, sostenemos que una importante falencia de la Política IA-Chile es su tecno-optimismo en materia laboral, justificado en su aceptación implícita de la premisa 2 (i.e. la revolución tecnológica actual es similar a las anteriores), la cual creemos es falsa. En la siguiente sección, analizaremos cuatro dimensiones fundamentales que distinguen cualitativamente la presente revolución y que invalidan, por lo tanto, la extrapolación de lo ocurrido en las revoluciones industriales pasadas al presente caso. Posteriormente, en la sección 3, expondremos evidencia científica que sugiere que la automatización podría causar alto desempleo en Chile, respaldando así nuestra crítica al tecno-optimismo laboral chileno y promoviendo, en cambio, una postura precautoria. Finalizaremos con conclusiones y líneas futuras de investigación.

## 2. LAS DIFERENCIAS CUANTITATIVAS Y CUALITATIVAS DE LA PRESENTE REVOLUCIÓN

La singularidad de la presente revolución es recientemente expresada por Lee (2020), cuando señala que esta tiene un “marcado contraste con las revoluciones de la energía de vapor, la electricidad e incluso gran parte de las TICS.” (p. 203). En particular, argumentamos que la presente revolución, es decir, la llamada “4<sup>ta</sup> revolución industrial” (Schwab, 2016) difiere sustancialmente de las anteriores en al menos cuatro dimensiones clave: la velocidad (sección 2.1), la transversalidad (2.2), la ubicuidad (2.3) y la relativa-inmaterialidad de sus cambios (2.4). Estos aspectos, junto a la impredecibilidad inherente a los sistemas basados en IA (2.5), hacen a la presente revolución tecnológica cualitativa y cuantitativamente diferente de las anteriores, invalidando el tecno-optimismo de la Política IA-Chile

basado en los datos históricos. Pasaremos a analizar en detalle cada una de estas dimensiones.

### 2.1. *Velocidad de los cambios*

Los actuales cambios en el campo tecnológico ocurren de manera abrumadora, a una velocidad nunca antes vista. Esta velocidad en los cambios, tanto en el *software* (programas computacionales de IA) como en el *hardware* (infraestructura física) que lo soporta, crece de manera exponencial. Esto hace que la cantidad de tareas, así como la efectividad con la que estas son ejecutadas, crezcan también de manera exponencial. Tal como afirma Schwab (2016), “contrario a revoluciones industriales previas, esta está evolucionando a un ritmo exponencial, más que lineal” (p. 8, trad. nuestra).

Desde la perspectiva del hardware, el aumento progresivo de la capacidad computacional viene dada por la *Ley de Moore*. En 1964, Gordon Moore (Moore, 1964) observó que la cantidad de transistores en los chips o microprocesadores aumentaba a una velocidad exponencial cada año. Extrapolando al futuro, Moore proyectó que este crecimiento sería al doble cada año por al menos diez años. Sin embargo, hoy podemos decir que, si bien Moore fue bastante acertado, se estima que la capacidad de cómputo de los microprocesadores se duplica cada dos años (Cavin & Lugli, 2012). Dado que la capacidad de cómputo determina la complejidad y velocidad de las operaciones implementables en un sistema de IA, este crecimiento exponencial en el hardware está acoplado a un crecimiento similar en las capacidades de los sistemas basados en IA.

Los elementos fundamentales del hardware de las computadoras son la CPU y la GPU. En primer lugar, la CPU (*Central Processing Unit*) o unidad de procesamiento central, es el principal componente encargado de procesar la información de los distintos programas, incluido el sistema operativo. Por otro lado, mientras más potente sea el procesador, más rápido podrá realizar las operaciones. La capacidad de un procesador viene dada por la cantidad de transistores. Ahora, aun cuando las leyes de la física no permiten seguir miniaturizado y multiplicando indefinidamente estos componentes, la industria optó por cambiar el paradigma a uno *multi-core* (múltiples núcleos), donde se suman CPUs trabajando de forma paralela en lugar de hacer CPUs cada vez con más transistores. En el caso específico de modelos de redes neuronales computacionales, que están en la base de la mayoría de los modelos de IA actuales, las CPUs sirven en el proceso de en-

trenamiento; proceso en el que los modelos aprenden los distintos parámetros basados en los datos<sup>1</sup>. Esto es altamente costoso computacionalmente y, por tanto, mayor cantidad de CPUs en paralelo implican un proceso de entrenamiento más rápido.

Un estudio publicado en 2021 (Burg y Ausubel, 2021), observa que la densidad de los procesadores (número de transistores o tamaño de estos) puede representarse por una curva Sigmoidal (curva-S), es decir, con etapas de alta aceleración y otras de aumentos más estables. A pesar de que esto pueda parecer desalentador en el caso de nuestro argumento, como bien señala Erik Brynjolfsson (Fridman, 2020), lo impresionante es que la industria ha sido capaz de poner una curva-S sobre la otra, generación tras generación. En otras palabras, cada vez que parece que el crecimiento exponencial llega a su fin, una nueva tecnología con crecimiento exponencial aparece. En el caso particular de las CPUs, cuando la Ley de Moore comienza a ralentizar su crecimiento (pasando de exponencial a curva-S), aparece otra tecnología que sí tiene crecimiento exponencial que la reemplaza. En este caso, la GPU (*Graphics Processing Unit*) o Unidad de Procesamiento Gráfico.

La GPU también es una unidad de procesamiento que, a diferencia de las CPU, está especializada en una sola tarea y diseñada para trabajar con matrices y vectores (predominantes en los datos que las IAs utilizan). Las GPUs están presentes en las tarjetas gráficas y tienen la ventaja de poder paralelizar el cómputo en sus distintos núcleos, i.e. realizar diversos cálculos computacionales de forma paralela. Esto hace que el procesamiento de los datos sea excesivamente más rápido que uno en secuencia como el de una CPU. Esto beneficia directamente el entrenamiento de las redes neuronales computacionales dado que estas tienen también una arquitectura paralela. Más aún, un estudio reciente muestra que la capacidad de las GPUs se duplica cada dos o tres años (Yifan Sun et al., 2020). Por otro lado, en el caso particular de las tarjetas de NVIDIA, estas crecen a una velocidad mayor: se duplican cada año, dando lugar a la llamada “Super Ley de Moore” o “Ley de Huang” (Dot CSV, 2020; Mims, 2020).

A su vez, la extremadamente rápida propagación del software se puede ver en varios ejemplos a nivel internacional. Uno de ellos es la cantidad

<sup>1</sup> Las redes neuronales computacionales son uno de los modelos que más han aportado al avance de la IA. Estos modelos de aprendizaje automático (o machine learning) se componen de unidades de cómputo (neuronas) interconectadas entre sí. Los pesos de estas conexiones son los parámetros entrenables del modelo. En otras palabras, el proceso de entrenamiento tiene por finalidad que el sistema aprenda la mejor combinación de valores de los pesos de sus conexiones (parámetros), en función del problema que se le asigna resolver.

descendente de años que han requerido varias tecnologías para llegar al 25% de la población de Estados Unidos. Mientras que la electricidad tardó 46 años, la radio 32 y la televisión 26; las computadoras personales tardaron 15 años, los teléfonos celulares 12, internet 7, y Facebook solo 4 años (Oppenheimer, 2018).

Adicionalmente, los *modelos* de IA también están creciendo de forma exponencial. El tamaño de un modelo de IA se mide por su número de parámetros entrenables. Mientras más parámetros, mejor es su capacidad de modelar el problema e identificar los patrones ocultos en los datos. Un gran ejemplo son los Grandes Modelos de Lenguaje (LLMs, por sus siglas en inglés). En junio de 2020 *OpenAI* sacó a la luz GPT-3, con 175 miles de millones de parámetros—10 veces más que su predecesor, GPT-2, lanzado un año antes. Luego, en marzo de 2022 apareció GPT-3.5, a la que siguió su versión *chatbot* en noviembre de 2022: *Chat-GPT*, el cual, en solo una semana, alcanzó un millón de usuarios (Abdullah et al., 2022). Finalmente, en marzo 2023, *OpenAI* lanzó *Chat-GPT plus* (con tecnología GPT-4), con el que se puede interactuar a través de lenguaje hablado, imágenes y subiendo archivos como tablas de datos y pdfs, además de texto escrito. Si bien la empresa no ha revelado el tamaño de estos modelos, se estima que han seguido creciendo de manera exponencial, dadas las dramáticas mejoras en funcionalidad en comparación con otros modelos en competencia (Milliere y Buckner, 2024).

En resumen, la expansión de los programas alrededor del mundo, el tamaño y potencia de los modelos, así como la capacidad de cómputo de los *hardwares* que los soportan (CPUs, GPUs), todos crecen a ritmos exponenciales. Si a esto le sumamos el hecho de que las nuevas tecnologías computacionales se usan a su vez para crear nuevas tecnologías, puede entenderse con claridad la naturaleza exponencial del ritmo al cual evoluciona la presente revolución.

## 2.2. Transversalidad de los cambios

La implementación de algoritmos de IA no se restringe a campos particulares como la manufactura o la agricultura, como se ha visto en otras revoluciones. La presente revolución ocurre de forma transversal en virtualmente todos los sectores productivos. Tal como señala Schwab (2016): “las nuevas tecnologías cambiarán drásticamente la naturaleza del trabajo en todas las industrias y ocupaciones” (p. 37). Esto porque la inteligencia artificial es versátil, “lo que hace que la automatización se pueda dar simultáneamen-

te en muchas industrias” (Oppenheimer, 2018, p. 48). Las razones de esto son múltiples. En primer lugar, la naturaleza del trabajo ha hecho que en diferentes sectores productivos existan personas realizando la misma labor. Por ejemplo, hay secretarías y oficinistas en muchas áreas productivas. Al mismo tiempo, algoritmos de IA avanzan paralelamente en diferentes campos como el procesamiento del lenguaje natural y la visión por computador, lo que hace que su aplicación no solo ocurra en un solo sector, sino que en varios a la vez: “un robot que atienda el teléfono y sepa tomar dictado, transcribir un texto y traducirlo reemplazará no únicamente a las secretarías de una industria, sino también a las de todas, además de traductores y oficinistas” (Oppenheimer, 2018, p. 48).

Lo anterior va de la mano con la mejora de los modelos de IA. A medida que los algoritmos son más inteligentes, más tipos de tareas son las que entran en su campo de acción y, por lo tanto, más industrias son susceptibles de automatización. Antes se pensaba que muchos trabajos eran irremplazables ya que utilizan el “ingenio”, la “intuición” o la “creatividad”. Sin embargo, los avances de la IA sugieren que estos conceptos tan propios de la naturaleza humana pueden asociarse, al menos en el caso de las máquinas, a patrones matemáticos escondidos en los datos. En 2016 *AlphaGo*, el algoritmo de IA de la empresa *DeepMind* enfrentó y venció al campeón mundial de Go, Lee Sedol<sup>2</sup>. En la partida final ocurrió lo que hoy se conoce como la “Jugada 37”. Jugada inesperada realizada por *AlphaGo*, que, según el mismo algoritmo, tenía una probabilidad de ser realizada por un ser humano de 1/10.000. Muchos expertos aseguran que esa jugada es la demostración explícita de creatividad e intuición en las máquinas (Kohs, 2017).

En síntesis, ya sea por cómo se ha distribuido el trabajo en diversos sectores o por los avances de la IA en múltiples campos, el reemplazo de la mano de obra humana probablemente ocurrirá en todos los sectores productivos paralelamente. Esto supone una importante diferencia cualitativa de la actual revolución tecnológica respecto a las anteriores, dado que la transversalidad conlleva un efecto sistémico sobre la totalidad de la matriz productiva, lo que implica que, probablemente, áreas no afectadas o mínimamente afectadas por las revoluciones pasadas puedan verse dramáticamente transformadas<sup>3</sup>.

<sup>2</sup> El Go es un juego de tablero para dos personas altamente estratégico y de mayor complejidad que el ajedrez, originado en China hace más de dos mil quinientos años.

<sup>3</sup> Esto se relaciona con otra característica que Schwab (2016) identifica como distintiva de la presente revolución, la que denomina Impacto de Sistemas (Systems Impact). Esta refiere a que los cambios producidos por las actuales y futuras tecnologías basadas en IA transforman sistemas completos que cruzan las fronteras entre países, compañías, industrias, etc.



### 2.3. La ubicuidad de los cambios

En otras revoluciones industriales las máquinas reemplazaron a las personas en tareas repetitivas y sobre todo manuales. Hoy la extensión de la automatización es radicalmente mayor y potencialmente ilimitada, ya que los trabajos potencialmente automatizables incluyen aquellos que demandan capacidades cognitivas “superiores”, como periodistas, ingenieros, médicos, ilustradores, profesores, etc. Si el punto anterior refería a la *transversalidad* de la actual revolución respecto a los diversos sectores productivos, por *ubicuidad* queremos enfatizar el salto cualitativo respecto al tipo de tareas y trabajos automatizables, puesto que incluyen aquellos que en humanos requieren capacidades intelectuales, asociadas a lo que Frey y Osborne (2017) llaman tareas cognitivas no-rutinarias (*non-routine cognitive tasks*).

Por ejemplo, sistemas de IA ya pueden realizar diagnóstico médico de imágenes (Paiva & Prevedello, 2014) y diseño ingenieril de estructuras sofisticadas (Salehi & Burgueño, 2018). También pueden generar textos complejos y extensos prácticamente indistinguibles de uno escrito por un profesional humano, como el que apareció en la revista británica *The Guardian* (GPT-3, 2020). Incluso conversar por texto de forma tan fluida y coherente sobre una diversidad tan amplia de temas que, en el caso del sistema LaMDA de Google, este pudo convencer a un interlocutor humano de que era un ser sintiente (Perry, 2022). Todo esto sugiere fuertemente que, tal como señala Schwab (2016): “antes de lo que la mayoría anticipa, el trabajo de profesiones tan diferentes como abogados, analistas financieros, médicos, periodistas, contadores, suscriptores de seguros o bibliotecarios puede automatizarse parcial o completamente” (p. 39). Este tipo de trabajos se denominan “significativos”, asociados a mayor sentido, propósito y pertenencia (Smids et al., 2020). Suele pensarse que estos trabajos son más difíciles de reemplazar debido a que los trabajos que fueron reemplazados en las revoluciones anteriores fueron eminentemente manuales o de poca exigencia intelectual, como ocurrió en las industrias manufacturera y agrícola. Pero, nuevamente, esto es justamente una diferencia sustantiva de la revolución de la IA respecto de las anteriores.

Incluso las disciplinas artísticas están siendo actualmente invadidas por sistemas de IA. Programas como DALL-E 3 que crea imágenes de calidad profesional desde cero a partir de entradas de texto dadas por el usuario, o AIVA que compone piezas musicales de nivel experto en múltiples estilos a elección del cliente, son una clara indicación de que sistemas basados en IA van a ser cada vez más usados en la creación de productos y obras artísticas. Como señala Harari (2016):

A menudo se dice que el arte nos proporciona nuestro último (y únicamente humano) santuario. En un mundo en el que los ordenadores sustituyen a médicos, conductores de vehículos, profesores e incluso propietarios, todos podrán hacerse artistas. Pero es difícil ver por qué la creación artística se hallará a salvo de los algoritmos. (p. 289, trad. nuestra)

La ubicuidad de la presente revolución se hace aún más evidente si consideramos lo que suele denominarse “la paradoja de Moravec”, en honor a Hans Moravec, investigador de robótica austriaco, quien postuló que es mucho más fácil que los ordenadores muestren capacidades cognitivas similares a las de un humano adulto a que adquieran las habilidades perceptivas y motoras de un bebé de un año (Moravec, 1988). Esto quiere decir que con las tecnologías computacionales actuales y futuras, los trabajos de tipo cognitivo son incluso más fáciles de automatizar que los trabajos manuales que fueron mecanizados en revoluciones pasadas, lo que abre la puerta a la automatización de un sinnúmero de trabajos que requieren capacidades intelectuales, situación sin precedentes en la historia. Esto lo catalogamos como una clara diferencia cualitativa respecto de las anteriores revoluciones industriales, la que evidentemente obstaculiza la extrapolación al futuro de los datos históricos.

#### 2.4. *Relativa-inmaterialidad de las tecnologías basadas en IA*

Otra dimensión distintiva de la presente revolución de IA es su poca necesidad de estructura física, característica que llamamos *relativa-inmaterialidad*. Muchos productos de IA son solo algoritmos digitales fácilmente distribuibles a través de plataformas online (Kai-Fu, 2020). Pese a que el proceso de entrenamiento de estos algoritmos es muy costoso computacionalmente y solo las grandes corporaciones pueden encargarse de esto, el modelo ya entrenado puede ser reutilizado en todo el mundo con tal de que se cuente con el acceso a la “nube” (tecnología *cloud*) correspondiente.

Un ejemplo de esto es GPT-3 que, al contar con 175 billones de parámetros, hace que la tarea de entrenarlo sea imposible para un usuario promedio. Pero, como se mencionó, no necesita hacerlo, ya que, para utilizarlo, incluso en sus versiones mejoradas GPT-3.5 y GPT-4, solo es necesario registrarse en la web de *OpenAI* (y pagar, en el caso de GPT-4). Lo mismo ocurre con muchos modelos y aplicaciones que se distribuyen libremente, como el antes mencionado Dall-E3, también de la empresa *OpenAI*, el cual permite a cualquier usuario conectado a internet generar imágenes de

calidad profesional a partir de descripciones de texto. Por ejemplo, uno de nosotros usó la plataforma online de Dall-E 3 introduciendo el siguiente texto: “a fully concentrated monkey sitting in front of a desktop computer using the keyboard to write a scientific paper, photorealistic” (“un mono completamente concentrado sentado frente a una computadora de escritorio usando el teclado para escribir un artículo científico, fotorrealista”). El resultado puede observarse en la imagen 1. Este ejemplo demuestra la escasa necesidad de infraestructura física que una persona o empresa requiere para producir poderosos resultados basados en tecnología IA.



Figura 1. Ilustración de calidad profesional generada por los autores en la plataforma online del programa de IA Dall-E 3.

Esta escasa necesidad de estructura física para el uso de tecnologías emergentes de IA en vastos sectores dedicados a la producción de bienes y servicios es otra importante diferencia cualitativa de la presente revolución tecnológica en comparación a las anteriores. La importancia de esto para el mercado del trabajo radica, entre otras cosas, en que mientras disminuya la necesidad de infraestructura para el uso y aplicación de IA en todos los sectores productivos, también disminuirá la demanda de trabajadores que cumplan el rol de supervisar, operar y mantener estas estructuras, por lo que resulta probable que un gran porcentaje de fuerza laboral quedará marginada por este tipo de cambios.

## 2.5. Impredecibilidad de la IA

Finalmente, creemos conveniente señalar el importante grado de impredecibilidad de los cambios que el desarrollo de tecnologías de IA traerá consigo y, por lo tanto, una vez más, la imposibilidad de equiparar la presente revolución con las anteriores. Nos basamos principalmente en un reciente estudio realizado por investigadores de Google, Stanford, UNC y DeepMind en el cual muestran cómo al aumentar el tamaño de los grandes modelos de lenguaje estos presentan habilidades *emergentes*, esto es, habilidades nuevas e impredecibles que no estaban presentes en versiones más pequeñas de los mismos modelos (Wei et al., 2022)<sup>4</sup>. En el trabajo se describen varios tipos de propiedades emergentes, siendo la llamada *Few-Shot Prompted Tasks* (“Tareas solicitadas de pocos disparos”) una de ellas. Esta propiedad se refiere a la capacidad del modelo para completar una tarea a partir de solo uno o muy pocos *prompts* (i.e. entrada o *input* otorgado por un usuario a un modelo), sin ningún entrenamiento previo de sus parámetros para la tarea en cuestión.

Un ejemplo descrito por Wei et al. (2022) es el análisis del “sentimiento” (positivo o negativo) de un texto. Al sistema se le otorga una primera entrada que incluye una sentencia que resume un *review* de una película y el sentimiento asociado, para luego darle la tarea al sistema de completar el sentimiento de una segunda sentencia dada por el usuario. En otras palabras, el usuario le proporciona al modelo tan solo un ejemplo de la tarea a realizar y el modelo es capaz de inferir que el segundo *review* es totalmente contrario al primero y, por lo tanto, positivo. Este tipo de inferencia hecha con pocos ejemplos (*few-shots*) es solo posible en modelos grandes que han sido entrenados previamente con gran cantidad de datos como GPT-3 o GPT-4 (ver fig. 2). Esta habilidad del sistema es emergente en tanto no está presente en versiones más pequeñas del mismo ni puede predecirse a partir de estas, siendo un ejemplo de que con los algoritmos de IA “más es diferente” (Anderson, 1972). Es decir, que de una diferencia cuantitativa (i.e. más parámetros en el sistema) surge una diferencia cualitativa (i.e. habilidades nuevas).

<sup>4</sup> El “tamaño” de los modelos se refiere principalmente a su cantidad de parámetros.

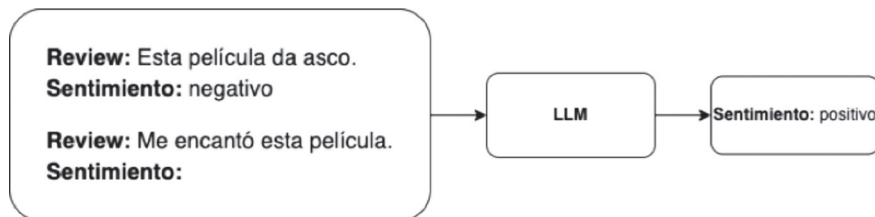


Figura 2. Ejemplo de habilidad emergente (adaptado de Wei et al., 2022). El usuario introduce al sistema un *review* (“Esta película da asco”) con su sentimiento asociado (“negativo”) y luego ingresa otro *review* (“Me encantó esta película”), dejando que el sentimiento de este lo complete la IA.

A partir de este y otros ejemplos dados por Wei et. al (2022), podemos afirmar que los sistemas de IA poseen un grado de impredecibilidad en cuanto a las habilidades que pueden desarrollar a medida que crecen lo que, generalizando, deja abiertas las posibilidades respecto a las tareas y con ello los trabajos que eventualmente podrían reemplazar y, en general, el impacto que en la sociedad estas tecnologías podrán ocasionar.

En resumen, esperamos haber mostrado que la premisa 2 de nuestra reconstrucción del argumento presente en la Política IA-Chile, la cual sostiene que esta revolución industrial es similar a las anteriores y que, por tanto, podemos ser optimistas respecto a las consecuencias de la automatización en el ámbito laboral en Chile y el mundo, es falsa o, al menos, muy poco plausible. Hemos argumentado que la presente revolución es cuantitativa y cualitativamente diferente a las anteriores, en cuanto a su *velocidad*, *transversalidad*, *ubicuidad*, y *relativa-inmaterialidad*, e *impredecibilidad*. La *velocidad* exponencial de los cambios, entre otras cosas, podría impedir que los trabajadores se puedan reacomodar en puestos de trabajos más exigentes a un ritmo que les permita sortear los largos periodos de capacitación y entrenamiento que esto supone. La *transversalidad* de los cambios, por su parte, al provocar que innumerables sectores productivos se vean afectados por la automatización de manera simultánea, podría disminuir la demanda laboral en diversos sectores paralelamente, dificultando los procesos de reacomodación. La *ubicuidad* de los cambios, a su vez, refiere a que la automatización probablemente afectará, en mayor o menor grado, a virtualmente todos los trabajos existentes, incluyendo aquellos que requieren capacidades cognitivas sofisticadas y gran experticia. En cuarto lugar, la poca necesidad de estructura física, es decir, la *relativa-inmaterialidad* de

la presente revolución, provoca una reducción en los costos de producción de bienes y servicios y la necesidad de infraestructura física, amenazando la demanda de trabajadores en un sinnúmero de áreas diferentes. Finalmente, la *impredecibilidad* asociada al comportamiento de los sistemas de IA en función de su tamaño, termina de socavar la equiparación de la presente revolución industrial con las anteriores.

No obstante, estas nuevas tecnologías presentan limitaciones que podrían matizar el efecto disruptivo de la presente revolución en el empleo, como problemas éticos en IA referentes a la privacidad y los sesgos, los cuales plantean desafíos significativos que demandan un esfuerzo interdisciplinario para desarrollar regulaciones que mitiguen riesgos y potencien sus beneficios sociales.

A su vez, ciertos estudios argumentan que se han desestimado múltiples factores relacionados con la naturaleza del trabajo, la tecnología y la economía que nos deberían llevar a un pensamiento menos categórico y más pormenorizado respecto al futuro del empleo y los algoritmos. Por ejemplo, Moore y Woodcock (2021) exponen, entre otras cosas, las limitaciones de la automatización a la hora de influir en, y reemplazar el trabajo humano: debilidades de los algoritmos para determinar qué trabajos son aceptados por trabajadores(as) *free-lance* en la economía *gig*; la posibilidad de que estas tecnologías aumenten la autonomía de los(as) trabajadores(as) en lugar de socavarla; o incluso el poder de trabajadores(as) para luchar contra la imposición tecnológica que signifique una amenaza laboral. En un espíritu similar, Smith (2020) y Benanav (2020) argumentan que los presentes avances tecnológicos no conducirán inexorablemente a un futuro de desempleo masivo, dependiendo esto último de otros factores, como las tasas de crecimiento de la productividad y los salarios. Por su parte, Wajcman (2017) crítica fuertemente las predicciones simplistas de un futuro sin trabajo, destacando la compleja naturaleza socio-material de la innovación tecnológica; mientras que Autor (2014) y Carr (2015) enfatizan las complementariedades, más que antagonismos, existentes entre los algoritmos y las capacidades humanas.

Ahora, si bien estos puntos de vista nos debiesen conducir hacia una perspectiva matizada y hasta cierto punto, agnóstica, respecto al futuro del trabajo en el contexto de la cuarta revolución industrial, el punto *negativo* central que hemos intentado establecer en esta sección sigue siendo lógicamente válido. Esto es, que en base a las diferencias cuantitativas y cualitativas de la presente revolución industrial (*velocidad, transversalidad, ubicuidad, relativa-inmaterialidad e impredecibilidad*), la postura tecno-op-

timista del Gobierno de Chile es implausible, puesto que se basa en asumir la similitud entre la presente transformación tecnológica y las pasadas revoluciones industriales.

Más aún, en la siguiente sección revisaremos evidencia significativa que sugiere que las tecnologías basadas en IA sí podrían afectar sustancialmente la naturaleza, número y distribución del empleo tanto a nivel global como en el caso de Chile. Con esto esperamos complementar nuestro caso en contra del tecno-optimismo actualmente presente en la Política IA-Chile.

### 3. EVIDENCIA RESPECTO A SUSCEPTIBILIDAD DE AUTOMATIZACIÓN EN CHILE Y EL MUNDO

Varios estudios internacionales han dado cuenta del dramático impacto que la automatización basada en IA probablemente tendrá en los trabajos a nivel global. Revisaremos brevemente los más importantes antes de pasar al caso específico de Chile.

Un estudio seminal frecuentemente citado es el reporte de 2013 realizado por los académicos de la Universidad de Oxford, Carl Frey y Michael Osborne, y luego publicado como artículo revisado por pares en 2017 (Frey & Osborne, 2017). En dicho estudio, los investigadores evalúan la susceptibilidad de automatización digital (computarización) de una muestra de 702 empleos en EE.UU. pertenecientes a los distintos sectores laborales (e.g. negocios, ingeniería, educación, servicios, ventas, construcción, etc.). Sus resultados muestran que un 47% de los empleos en EE.UU. son altamente susceptibles de ser reemplazados por capital computacional. La mayoría de estos trabajos pertenecen a los sectores de servicios, ventas, apoyo administrativo y de oficina. Los sectores menos susceptibles, de acuerdo con sus resultados, serían negocios, educación, artes y profesionales de la salud, entre otros.

Ahora, es importante señalar que la metodología y resultados de Frey & Osborne (2017) han sido cuestionados por centrarse en el potencial de automatización de *ocupaciones* completas, sin suficiente consideración de la variabilidad existente en cuan automatizables son las múltiples *tareas* que componen una ocupación. En esta línea, un enfoque alternativo centrado en *tareas* (en lugar de *ocupaciones*) es el de Arntz et al. (2016, 2019), en el cual se encontró que solo un 9% de los trabajos en EE.UU. posee un alto riesgo de automatización, esto es, que el 70% o más de las tareas que lo componen son automatizables (Arntz et al., 2016). Otro estudio relevante,



centrado en *actividades* (similar pero no igual al centrado en tareas), es el reporte del *McKinsey Global Institute*, el cual señala que el 51% de los salarios en EE.UU. son susceptibles de ser afectados por la automatización. El mismo estudio indica que para el año 2055 probablemente la mitad de todas las actividades laborales del mundo podrían ser automatizadas (Maniyika et al., 2017). Un tercer estudio importante es el del consorcio *PriceWaterhouseCoopers*, el que señala que 110 millones de empleos alrededor del mundo tienen altas probabilidades de ser automatizados en las próximas décadas (Hawksworth et al., 2018). En esta línea, Bowles (2014) realiza una estimación porcentual de automatización para Europa que varía entre 45% y más del 60%, mientras que Brzeski y Burk (2015) indican que en Alemania la probabilidad de automatización es de un 59%.

Finalmente, un estudio muy reciente del *Fondo Monetario Internacional* (Cazzaniga et al., 2024), señala que para las economías avanzadas (e.g. EE.UU.), el 60% de los trabajos se encuentran *altamente expuestos* a la IA de última generación, mientras que en las economías emergentes (e.g. Chile) tal porcentaje es de un 40%<sup>5</sup>. No obstante, tales porcentajes se subdividen en dos categorías: trabajos con alta-exposición y alta-complementariedad (entre humanos e IA), y alta-exposición y baja-complementariedad, siendo esta última categoría la más susceptible al desempleo. Para economías avanzadas, estos trabajos (alta-exposición, baja-complementariedad) corresponden al 33% de la fuerza laboral, mientras que para economías emergentes la cifra es del 24%.

Tal como refleja dicho estudio, la vulnerabilidad a la disrupción laboral por automatización difiere entre países industrializados y países en desarrollo, debido, entre otras cosas, al retraso tecnológico existente en estos últimos. Por ejemplo, Monroy-Taborda et al. (2016) señalan que tal desfase tecnológico hace que el desempleo por automatización no sea probablemente una amenaza para los países emergentes en el corto plazo. Para el caso de Argentina, Lottito et al. (2018) elaboran un índice de automatización que considera la distancia entre la frontera tecnológica de Estados Unidos y Argentina, hallando que el porcentaje de trabajos argentinos automatizables es del 31%. Chelala (2018), por su parte, desarrolla un índice compuesto del riesgo de automatización que incorpora elementos como la densidad de robots por trabajador, nivel educativo y uso de TICS. El autor encuentra que para el periodo 2014-2017 el riesgo creció en varios países

<sup>5</sup> La “exposición” mide el grado de superposición entre las aplicaciones de IA y las habilidades humanas necesarias para una ocupación dada (Cazzaniga et al., 2024).



de Latinoamérica (e.g. de 33% a 36% para Chile), especialmente debido al factor educacional.

Un estudio centrado en Chile (Almeida et al., 2017) señala que la adopción de softwares complejos en empresas chilenas trae como consecuencia una sustitución de los trabajadores encargados de realizar tareas de naturaleza rutinaria y cognitiva, produciéndose una disminución en la demanda de estos trabajos medianamente calificados, como los de administración y ventas. Ahora, si bien las autoras de este estudio (2017) sugieren que, junto al fenómeno de la sustitución habrá también compensación debido a la necesidad de nuevos empleos altamente calificados ligados a la interpretación de las tareas y trabajos automatizados, lo más razonable de esperar, dada la división del trabajo en Chile –cuyo tercio equivale a trabajos medianamente calificados– es que dichos trabajos nuevos altamente calificados sean considerablemente menores en número que los trabajos desplazados por capital tecnológico.

Hay varios estudios que siguen esta línea. Nedelkoska y Quintini (2018), por ejemplo, sostienen que la probabilidad promedio de automatización de los empleos en Chile es de 52%, 5 puntos porcentuales por encima del promedio de la OCDE. Manyika et al. (2017) a su vez, indican que en Chile un 49% de las personas desempeñan trabajos con una alta probabilidad de ser automatizados, lo que corresponde a 3,2 millones de personas distribuidas principalmente en las categorías de agricultura, silvicultura, pesca y caza, minería, industria manufacturera y servicios de alojamiento y alimentación. El reporte de *PricewaterhouseCoopers*, por su parte, arroja que, para Chile, los porcentajes de empleos con alto potencial de automatización en las cinco áreas económicas principales a nivel global son 32% en manufactura, 27% en ventas al por mayor y *retail*, 23% en salud y trabajo social, 13% en educación y 29% en construcción (Hawksworth et al., 2018). Por otro lado, un estudio de la *Fundación Chile* (2017) indica que en el año 2017 el 61% de las trabajadoras y trabajadores en Chile se encontraban ya dentro de los dos cuartiles más altos de susceptibilidad de automatización de sus tareas laborales, equivalente a casi 5 millones de personas.

Por su parte, Katz et al. (2021) encuentran que en el año 2017 el 57.81% de los trabajos en Chile estaban en alto riesgo de automatización utilizando el enfoque de *ocupaciones*, mientras que el enfoque de *tareas* arrojaba un 22.51%. No obstante, indican que ambas metodologías son consistentes entre sí, dado que con un umbral del 50% de tareas automatizables dentro de una ocupación, la metodología centrada en tareas arrojó una cifra de 55.94%, muy cerca del 57.81% basado en ocupaciones. Para los autores,

estas últimas cifras indicarían no solo trabajos *reemplazables* por capital tecnológico, sino también trabajos susceptibles de ser altamente *reestructurados* por la tecnología.

Adicionalmente, dicho estudio estima la cantidad de empleos netos perdidos (i.e. la diferencia entre empleos creados y perdidos) en Chile por motivo de la automatización para el periodo 2013-2017. En consonancia con un estudio previo de Crespi y Tacsir (2012) para América Latina, encuentran un resultado neto prácticamente nulo. No obstante, debido a que los empleos creados están asociados a mayor educación y salarios, mientras que lo contrario ocurre para los empleos perdidos, los autores indican que el escenario futuro es probablemente de creciente polarización laboral y desigualdad social. Más aún, señalan que “además de la polarización laboral, un escenario futuro indicaría un desempleo creciente” (Katz et al., 2021, p. 13, trad. nuestra).

Otro estudio relevante es el del Egana-delSol et al. (2022), el cual sugiere que para cuatro países de América Latina y el Caribe (Bolivia, Chile, Colombia y El Salvador), el promedio de riesgo de automatización de los empleos es superior al 50% de la muestra, exhibiendo las mujeres, en promedio, dos puntos porcentuales más de riesgo en comparación con los hombres (60.2% y 58.4%, respectivamente). Para el caso específico de Chile, el 21% de las mujeres estaría ya realizando tareas con un alto riesgo de automatización, de acuerdo a la metodología centrada en tareas de Arntz et al. (2016) pero adaptada a la región de Latinoamérica. En el caso de los hombres, el porcentaje sería de 18% (Egana-delSol et al., 2022). Un factor muy importante detrás de estas cifras es que las mujeres en América Latina y el Caribe típicamente tienen menores oportunidades de adquirir competencias vinculadas a tareas del área STEM (Ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas, por sus siglas en inglés), trabajos que, por su naturaleza, son menos propensos a la automatización. Por ello, indican que “cerrar esta brecha educativa requiere invertir en la educación de mujeres y niñas en campos STEM con un enfoque cuantitativo y digital y promover la mejora de las habilidades a lo largo de sus vidas” (Egana-delSol et al., 2022, p. 10, trad. nuestra).

Otro estudio importante es el de Bravo et al. (2019), de acuerdo al cual, en Chile, la probabilidad promedio ponderada de automatización es de 42,2% (3,3 millones de empleos)<sup>6</sup>, mientras que un 17% de los trabajos tienen alto riesgo de ser automatizados (1,3 millones de trabajos). La distribu-

<sup>6</sup> La “probabilidad promedio ponderada” es el promedio que se calcula a partir de una suma ponderada de las probabilidades que se están promediando, en la cual algunas probabilidades tienen mayor “peso” que otras en el resultado final.

ción del riesgo de automatización en función del nivel de calificación, por su parte, sería la siguiente: 37% de riesgo de automatización para empleos de alta calificación, 40,1% para mediana calificación y 53,1% para baja calificación (Bravo et al., 2019). En términos de tipo de actividad económica, Bravo et al. (2019) señala que “Transporte, almacenamiento y comunicaciones”, “Agricultura, ganadería, caza y silvicultura”, “Pesca”, “Explotación de minas y canteras” e “Intermediación Financiera” se encuentran por encima del 50% de probabilidad promedio de ser automatizadas. Bravo et al. (2019) también señalan que los quintiles 2 y 3 de la población chilena tienen la probabilidad de automatización más alta (43,7%), es decir, que las personas trabajadoras con niveles de ingresos medios y bajos están sujetas al mayor riesgo de ser reemplazadas por capital tecnológico.

Adicionalmente, un reciente estudio de la Cámara Nacional de Comercio, Servicios y Turismo (2020) indica que dentro del sector comercio en Chile, el cual emplea aproximadamente a 1,5 millones de personas en el país y representó en 2019 el 9,4% del PIB nacional, un 80% de las competencias laborales son de carácter rutinario (manual o cognitivo) y, por lo tanto, altamente automatizables. A su vez, el 59% de las competencias están actualmente siendo complementadas con capital tecnológico y un 41% de ellas siendo efectivamente sustituidas por tecnologías físicas y digitales. Además, el estudio proyecta que para el 2025, el 63% de las competencias laborales rutinarias podrían efectivamente quedar totalmente automatizadas (CNC, 2020).

Considerando los estudios citados para el caso chileno podemos concluir, primero, que sus resultados son consistentes con los hallazgos de estudios realizados en EE.UU. y Europa, ya que estos últimos concluyen que, además de existir un alto riesgo de automatización de trabajos manuales, rutinarios y repetitivos, también hay alto riesgo de automatización para trabajos de carácter cognitivo, tanto rutinarios como no rutinarios (Frey y Osborne, 2017). Segundo, el estudio para los países de la OCDE, citado en Manyica et al. (2017), que indica que nuestro país tiene una probabilidad de automatización mayor respecto al promedio (52%), sugiere que consideremos Chile como un país especialmente propenso a sufrir desplazamiento de trabajadores por motivos de automatización. Tercero, creemos que lo anterior se apoya también sobre la premisa de que la naturaleza del trabajo en Chile, constituida principalmente por un alto contingente de fuerza laboral concentrada en los sectores agrícolas, silvícolas, pesquero (Manyica et al., 2017), así como en los sectores minero y comercial (CNC, 2020), hace que sea más propenso a la automatización, puesto que todos estos sectores

corresponden a tipos de trabajos y tareas especialmente susceptibles de ser reemplazadas por capital tecnológico. Lo último queda respaldado con bastante claridad con los hallazgos de la Fundación Chile (2017), que en el año 2017 sitúan al 61% de las trabajadoras y trabajadores chilenos en los cuartiles con mayor de riesgo de automatización de sus trabajos, y las proyecciones de la Cámara Nacional de Comercio (2020), que estiman 63% de riesgo para el año 2025. Por último, es importante señalar, siguiendo a Bravo et al. (2019), que el riesgo de automatización para las distintas ocupaciones es inversamente proporcional al grado de calificación que estas requieren. Es decir, que mientras mayor sea el nivel de preparación y/o especialización necesaria para desempeñar un trabajo, menor será su riesgo de automatización. Esta situación es bastante preocupante dado el desigual acceso a la educación superior y formación técnico-profesional en Chile (Cabrera, 2016).

Todo esto adquiere mayor gravedad si consideramos que en Chile los sindicatos de trabajadoras y trabajadores se encuentran en desventaja a la hora de negociar e intervenir en el proceso de automatización y despido de trabajadores (Basualdo et al., 2021). Un caso concreto de automatización y conflicto entre empresa y trabajadores(as) en Chile fue el caso de Walmart. El reemplazo de varios de los(as) cajeros(as) por máquinas causó tensiones entre sus trabajadores y la compañía, suscitando una huelga que convocó a 17.000 de sus empleados en el año 2019. El motivo del levantamiento, explica Benítez (2020), es que los trabajadores de la multinacional comprendieron que sus labores estaban siendo reemplazadas por máquinas, a la vez que quienes lograran quedarse con su trabajo deberían realizar tareas multifuncionales con una reducción de sus sueldos del 80%. Juan Moreno, presidente del sindicato, explicó en una entrevista a un medio local, que en Walmart Chile “el 80% de los cajeros son mujeres, las cuales quedarían sin trabajo” (Reyes, 2021, p. 1). En términos numéricos, son, al menos, 5.000 los eventuales afectados.

A su vez, debido a la transversalidad y ubicuidad de la actual revolución tecnológica, la cantidad de trabajos disponibles estables para aquellos trabajadores desplazados será cada vez menor. Esto implica que, aun para aquellos que encuentren nuevos trabajos, estos probablemente serán de las mismas características, es decir, igualmente reemplazables. En general, una de las soluciones propuestas a este problema es la capacitación de los trabajadores para que puedan reinsertarse en labores más competitivas. En la Política IA-Chile también se menciona esto como una de las medidas para subsanar las pérdidas de trabajos: “entregar recomendaciones a las personas para la búsqueda de empleo, y orientar políticas de capacitación en miras

de las nuevas ocupaciones que se irán generando” (Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación, 2021, p. 55). Lamentablemente, no se dice mucho más sobre estas recomendaciones y capacitaciones, que si bien podrían entregar una solución parcial al problema no son una solución plausible a largo plazo. Esto se debe a que, como argumentamos en la sección 2.1, la presente revolución se desarrolla a un ritmo exponencial y, por lo tanto, es poco probable que las capacitaciones sean lo suficientemente rápidas y eficaces para adaptarse a ella. Más aún, lo que hemos visto hasta el momento en Chile, volviendo al ejemplo de Walmart, es que no ha habido una política efectiva con respecto a las capacitaciones para hacer competitivos a sus trabajadores: “Las capacitaciones que se hacen tienden a ser escasas y muy generales, es decir, no se realizan capacitaciones sobre el área a trabajar, sino que las personas van aprendiendo en el día a día las labores que deben hacer” (Benítez, 2020, p. 3). Todo esto hace muy desafiante la posibilidad de que los(as) trabajadores(as) puedan adaptarse a tiempo a la presente revolución tecnológica.

No obstante, es importante cautelar que no habría necesariamente una equiparación directa entre avance tecnológico disruptivo y desempleo masivo. Por ejemplo, Schlogl y Summer (2018) sostienen que, en los países emergentes, la automatización trasladará trabajadores hacia los servicios, causando estancamiento salarial y desindustrialización, pero no alto desempleo en el corto-mediano plazo. Acemoglu y Restrepo (2018), y Bosch et al. (2018), argumentan que el balance entre pérdida y creación de empleos por automatización depende de varios factores, entre ellos, la velocidad de adopción de nuevas tecnologías, la capacidad de los(as) trabajadores(as) y empresas para adaptarse, las políticas gubernamentales y la inversión en educación. Arntz et al. (2019), a su vez, enfatizan que existen varios factores que pueden aminorar o incluso revertir la tendencia hacia el desempleo, como la distancia entre el potencial tecnológico y su aplicación efectiva, o la flexibilidad de los(as) trabajadores(as) para adaptarse a la reestructuración de sus empleos. Finalmente, Beliz et al. (2018) sugieren que, para mitigar los efectos negativos de la automatización, los países del G20 debiesen trabajar para acelerar la creación de los empleos del futuro, desarrollando una plataforma digital en la que se produzca el conocimiento necesario y se conecte a los actores pertinentes.

Sin embargo, aunque hay razones para esperar factores compensatorios como los recién mencionados, en base a todo lo expuesto en este artículo nos parece razonable un enfoque preventivo que advierta los riesgos potenciales que el nuevo avance tecnológico puede traer en la esfera laboral.

## CONCLUSIONES

El presente artículo se ha centrado en mostrar la poca plausibilidad del razonamiento que subyace en la postura tecno-optimista de la Política IA-Chile, de acuerdo con la cual la presente revolución es equiparable a las revoluciones anteriores y que, por lo tanto, tal como en el pasado los cambios tecnológicos brindaron finalmente mayores empleos y productividad, podemos ser optimistas respecto al futuro del trabajo en Chile ante la automatización basada en IA. Nuestra crítica a dicha postura se basó en mostrar, en la sección 2, que la presente revolución industrial es cualitativamente diferente a las revoluciones anteriores en cinco dimensiones fundamentales: *velocidad*, *transversalidad*, *ubicuidad* y *relativa-inmaterialidad*, a lo que se suma la *impredecibilidad* de las habilidades emergentes que presentan los grandes modelos de lenguaje (LLMs) al crecer. Luego, en la sección 3, presentamos diversa evidencia científica que indica que un futuro de alto desempleo en Chile por automatización es un escenario posible que amerita una postura cautelara. En su conjunto, nuestro análisis es incompatible con la actual postura tecno-optimista de la Política IA-Chile. En contraste, creemos razonable concluir que la llamada cuarta revolución industrial probablemente afectará la naturaleza, distribución y número de trabajos disponibles en el Chile del futuro, potencialmente elevando las tasas de desempleo, con importantes consecuencias sociales, políticas y económicas. Es por ello que recomendamos la adopción de medidas preventivas que permitan al país anticiparse a los importantes problemas que el impacto de la automatización podría traer en la esfera del trabajo y, con ello, en la sociedad en general. Indudablemente, esto amerita diversas investigaciones futuras en donde, por ejemplo, se evalúen las contribuciones de variadas iniciativas público-privadas, como la capacitación masiva y eficiente de personas para trabajar con tecnologías inteligentes, el fortalecimiento de la educación primaria basada en el modelo STEAM (Ciencia, Tecnología, Ingeniería, Artes y Matemáticas) con enfoque de género, hasta la posibilidad de un Ingreso Básico Universal (Tena Camporesi, 2020), que permita vivir en condiciones dignas a personas desempleadas, para lo cual, no obstante, se hace necesario el desarrollo de una nueva ética del sentido de vivir sin trabajar (Cea et al., 2023; Danaher, 2016).

## REFERENCIAS

- Abdullah, M., Madain, A. y Jararweh, Y. (2022). ChatGPT: Fundamentals, applications and social impacts. *2022 Ninth International Conference on Social Networks Analysis, Management and Security (SNAMS)*, 1–8.
- Acemoglu, D. y Restrepo, P. (2018). The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment. *American Economic Review*, 108(6), 1488–1542.
- Almeida, R. K., Fernandes, A. M. y Viollaz, M. (2017). *Does the Adoption of Complex Software Impact Employment Composition and the Skill Content of Occupations? Evidence from Chilean Firms*. <https://www.iza.org/publications/dp/11016/does-the-adoption-of-complex-software-impact-employment-composition-and-the-skill-content-of-occupations-evidence-from-chilean-firms>
- Anderson, P. W. (1972). More Is Different. *Science*, 177(4047), 393–396. <http://www.jstor.org/stable/1734697>
- Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 189. <https://doi.org/10.1787/5jlz9h56dvq7-en>
- Arntz, M., Gregory, T. y Zierahn, U. (2019). Digitization and the future of work: Macroeconomic consequences. In *Handbook of labor, human resources and population economics* (pp. 1-29). Springer.
- Autor, D. (2014). Polanyi's paradox and the shape of employment growth. *NBER Working Paper Series, National Bureau of Economic Research*. NBER Working Paper No. 20485 JEL No. J23,J24,J31,O3. [https://www.nber.org/system/files/working\\_papers/w20485/w20485.pdf](https://www.nber.org/system/files/working_papers/w20485/w20485.pdf)
- Basualdo, V., Bensusán, G. y Julián-Vejar, D. (2021). Automation and robotization of production in Latin America: problems and challenges for trade unions in the cases of Argentina, Mexico and Chile. En A. Plaw, B. Carvalho, y D. Ramírez (eds.), *The Politics of Technology in Latin America (Volume 1): Data Protection, Homeland Security and the Labor Market* (pp. 127-142). Routledge.
- Beliz, G., Basco, A. I. y de Azevedo, B. (2018). Harnessing the opportunities of inclusive technologies in a global economy. *Economics Discussion Papers, No 2018-72. Kiel Institute for the World Economy*. <http://www.Economics-Ejournal. Org/Economics/Discussionpapers/2018-72>, 14.
- Benanav, A. (2020). *Automation and the Future of Work*. Verso Books.
- Benítez, N. (2020). *Del capital de distribución al capital productivo: estudio sobre las percepciones del proceso de automatización en el caso de Walmart Chile* [Tesis para optar al grado de licenciatura. No publicada]. Universidad Alberto Hurtado.
- Berriman, R., y Hawksworth, J. (2017). *Will Robots Steal our Jobs? The Potential Impact of Automation on the UK and other Major Economies*. PwC UK Economic Outlook.



- Bosch, M., Pagés, C. y Ripani, L. (2018). El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe: ¿Una gran oportunidad para la región? *Banco Interamericano de Desarrollo, Washington, DC*. <http://dx.doi.org/10.18235/0001339>
- Bravo, J., Garcia, A. y Schlechter, H. (2019). Mercado laboral chileno para la Cuarta Revolución Industrial. Documento de trabajo, Centro Latinoamericano de Políticas Económicas y Sociales, Universidad Católica de Chile. [https://s3.us-east-2.amazonaws.com/assets.clapesuc.cl/Presentacion\\_Agustin\\_Garcia\\_10\\_octubre\\_2019\\_d3b333756d.pdf](https://s3.us-east-2.amazonaws.com/assets.clapesuc.cl/Presentacion_Agustin_Garcia_10_octubre_2019_d3b333756d.pdf)
- Brzeski, C. y Burk, I. (2015). Die Roboter kommen: Folgen der Automatisierung für den deutschen Arbeitsmarkt. *Economic Research*. [https://www.erc.de/wp-content/downloads/texte\\_tools/ING-DiBa\\_Economic-Research\\_Die-Roboter-kommen.pdf](https://www.erc.de/wp-content/downloads/texte_tools/ING-DiBa_Economic-Research_Die-Roboter-kommen.pdf)
- Brynjolfsson, E. y McAfee, A. (2014). *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*. W.W. Norton & Company.
- Burg, D. y Ausubel, J. H. (2021). *Moore's Law revisited through Intel chip density*. PLOS ONE, 16(8), 1–18. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256245>
- Cámara Nacional de Comercio Servicios Turismo y Fundación Chile. (2020). *Impacto de la revolución tecnológica en la fuerza laboral del comercio*. [https://fch.cl/wp-content/uploads/2021/04/estudiocomerciovf\\_abril-2020-1.pdf](https://fch.cl/wp-content/uploads/2021/04/estudiocomerciovf_abril-2020-1.pdf)
- Cabrera, F.J. (2016). La influencia del capital socioeconómico y cultural en el acceso a las instituciones de educación superior en Chile. *Estudios Sociológicos* [versión online], 34(100), 2448-6442. [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2448-64422016000100107](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2448-64422016000100107)
- Carr, N. (20 de mayo de 2015). Why robots will always need us. *The New York Times*. <https://www.nytimes.com/2015/05/20/opinion/why-robots-will-always-need-us.html>
- Cavin, R. y Lugli, P. (2012). Science and engineering beyond Moore's law. *Proceedings of the IEE*, 100. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6186749/>
- Cazzaniga, M., Jaumotte, F., Li, L., Melina, G., Panton, A. J., Pizzinelli, C., Rockall, E. J. y Tavares, M. M. (2024). Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. *IMF Staff Discussion Notes*, 2024(001).
- Cea, I., Lueje-Seeger, A. y Wachter, T. (2023). *Technological unemployment and meaning in life, a buen vivir critique of the Virtual Utopia*. *Humana.Mente Journal of Philosophical Studies*, 4, 57–91. <https://www.humanamente.eu/index.php/HM/article/view/426/348>
- Chelala, S. (2018). ¿Micro o macrodatos?: Una medida alternativa del riesgo de automatización del empleo. In G. Beliz (ed.), *Algoritmolandia: Inteligencia artificial para una integración predictiva e inclusiva de América Latina*, 44, 292–307.
- Comisión Europea. (2019). *Directrices éticas para una IA fiable*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/ethics-guidelines-trustworthy-ai>
- Crespi, G. y Tacsir, E. (2012). Effects of innovation on employment in Latin America. *Atlanta Conference on Science and Innovation Policy*.



- Danaher, J. (2016). Will Life Be Worth Living in a World Without Work? Technological Unemployment and the Meaning of Life. *Science and Engineering Ethics*, 23(1), 41–64. <https://doi.org/10.1007/s11948-016-9770-5>
- Danaher, J. (2019). *Automation and Utopia*. Harvard University Press.
- Dot CSV. (6 de diciembre de 2020). ¿La Ley de HUANG es la nueva Ley de Moore? [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=Jlboxj182bhg&t=810s>
- Egana-delSol, P., Bustelo, M., Ripani, L., Soler, N. y Viollaz, M. (2022). Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk of Losing Their Jobs? *Technological Forecasting and Social Change*, 175. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121333>
- European Commission. (2021). *Regulation of the European Parliament and of the Council. Laying down harmonized rules on Artificial Intelligence (Artificial Intelligence Act) and amending certain union legislative acts*. <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/proposal-regulation-laying-down-harmonised-rules-artificial-intelligence>
- Expert Group on Architecture for AI Principles [Interim Report]. (2021). *AI Governance in Japan Ver. 1.0*. <https://www.meti.go.jp/press/2020/01/20210115003/20210115003-3.pdf>
- Frey, C. B. y Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/J.TECHFORE.2016.08.019>
- Fridman, L. (25 de noviembre de 2020). Entrevista a Erik Brynjolfsson: *Economics of AI, Social Networks, and Technology* [Video]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=NOReE-3EBhI&t=628s>.
- Fundación Chile. (2017). *Automatización y empleo en Chile*. <https://cnep.cl/wp-content/uploads/2018/11/Nota-T%C3%A9cnica-8-Automatizaci%C3%B3n-y-Empleo-Fundaci%C3%B3n-Chile.pdf>
- GPT-3. (8 Sep. 2020). A robot wrote this entire article. Are you scared yet, human? *The Guardian*. <https://www.theguardian.com/commentisfree/2020/sep/08/robot-wrote-this-article-gpt-3>
- Harari, Y. N. (2016). *Homo Deus: A brief history of tomorrow*. Random house.
- Hawksworth, J., Berriman, R. y Goel, S. (2018). Will robots really steal our jobs? An international analysis of the potential long-term impact of automation. <https://www.pwc.co.uk/economic-services/assets/international-impact-of-automation-feb-2018.pdf>
- Huang, J. (19 de marzo de 2019). *GPU Technology Conference*. [Archivo de video]. Youtube. <https://www.youtube.com/watch?v=Z2XlNfCtXwI>
- Japanese Society for Artificial Intelligence. (2017). *The Japanese Society for Artificial Intelligence Ethical Guidelines*. <https://www.ai-gakkai.or.jp/ai-elsi/wp-content/uploads/sites/19/2017/05/JS-AI-Ethical-Guidelines-1.pdf>
- Katz, R., Callorda, F. y Jung, J. (2021). The impact of automation on employment and its social implications: evidence from Chile. *Economics of Inno-*

- vation and New Technology, 1–17. <https://doi.org/10.1080/10438599.2021.1991798>
- Keynes, J.M. (1962). *Essays in Persuasion*. W.W. Norton & Company.
- Kohs, G. (director). (2017). *Alpha Go* [Película]. Moxie Pictures Reel As Dirt.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I. y Hinton, G. E. (2017). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, 60(6), 84-90. <https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/file/c399862d3b-9d6b76c8436e924a68c45b-Paper.pdf>
- Lee, K. F. (2020). *Superpotencias de la inteligencia artificial*. Editorial Planeta.
- Lotitto, E., Nahirñak, P., Paniagua, C. y Tappatá, M. (2018). Automatización del trabajo en Argentina. *Estudios sobre planificación sectorial y regional*, 5. Ministerio de Hacienda. Presidencia de la Nación. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.30582.96328>
- Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P. y Dewhurst, M. (2017). *A Future That Works: Automation, Employment and Productivity*. McKinsey & Company.
- Millière, R. y Buckner, C. (2024). A Philosophical Introduction to Language Models--Part I: Continuity with Classic Debates. *ArXiv Preprint ArXiv:2401.03910*.
- Mims, C. (19 de septiembre de 2020). Huang's Law Is the New Moore's Law, and Explains Why Nvidia Wants Arm. *The Wall Street Journal*.
- Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación, Gobierno de Chile. (2021). *Política Nacional de Inteligencia Artificial*. [https://www.minciencia.gob.cl/uploads/filer\\_public/bc/38/bc389daf-4514-4306-867c-760ae7686e2c/documento\\_politica\\_ia\\_digital\\_.pdf](https://www.minciencia.gob.cl/uploads/filer_public/bc/38/bc389daf-4514-4306-867c-760ae7686e2c/documento_politica_ia_digital_.pdf)
- Monroy, S., Moreno, M. y Santos, I. (2016). Technology Use and Changing Skills Demands: New Evidence from Developing Countries. *World Bank, Washington, DC*.
- Moravec, H. (1988). *Mind children: The future of robot and human intelligence*. Harvard University Press.
- Moore, G. (1954). The Future of Integrated Electronics. *Fairchild Semiconductor internal publication*.
- Moore, P. V. y Woodcock, J. (2021). *Augmented exploitation: artificial intelligence, automation, and work*. Pluto Press.
- National Science and Technology Council (U.S.A). (2016). *Preparing for the Future of Artificial Intelligence*. [https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/whitehouse\\_files/microsites/ostp/NSTC/preparing\\_for\\_the\\_future\\_of\\_ai.pdf?source=post\\_page](https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/whitehouse_files/microsites/ostp/NSTC/preparing_for_the_future_of_ai.pdf?source=post_page)
- Nedelkoska, L. y Quintini, G. (2018). *Automation, skills use and training*. <https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en> OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence, OECD/LEGAL/0449. [https://wec-global.org/uploads/2019/07/2019\\_OECD\\_Recommendations-AI.pdf](https://wec-global.org/uploads/2019/07/2019_OECD_Recommendations-AI.pdf)
- Oppenheimer, A. (2019). *¡Sálvese quien pueda! El futuro del trabajo en la era de la automatización* (1a ed.). Penguin Random House.

- Paiva, O. y Prevedello, L. (2014). The potential impact of artificial intelligence in radiology. *Radiología Brasileña*, 50, V–VI. <https://www.scielo.br/j/rb/a/7brY5YfCcTGcySkwyNXSZYJ/>
- Perry, Y. (13 de junio de 2022). Google suspende a ingeniero tras afirmar que Inteligencia Artificial desarrolló sentimientos. *FireWayer*. <https://www.fayerwayer.com/internet/2022/06/13/google-suspende-a-ingeniero-tras-afirmar-que-inteligencia-artificial-desarrollo-sentimientos/>
- Reyes, V. (24 noviembre de 2021). Walmart iniciará eliminación de puesto exclusivo de cajeros y Sindicato proyecta 5 mil afectados. *BiobioChile.cl*. <https://www.biobiochile.cl/noticias/economia/actualidad-economica/2021/11/24/walmart-iniciara-eliminacion-de-puesto-de-trabajo-de-cajeros-sindicato-alerta-5-mil-empleados-menos.shtml>.
- Salehi, H. y Burgueño, H. (2018). Emerging artificial intelligence methods in structural engineering. *Engineering Structures*, 171, 170–189. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141029617335526>
- Schlogl, L. y Sumner, A. (2018). The rise of the robot reserve army: Automation and the future of economic development, work, and wages in developing countries. *Center for Global Development Working Paper*, 487.
- Schwab, K. (2017). *The fourth industrial revolution*. Work Economic Forum.
- Smids, J., Nyholm, S. y Berkers, H. (2020). Robots in the Workplace: A Threat to or Opportunity for Meaningful Work? *Philosophy and Technology*, 33(3), 503–522. <https://doi.org/10.1007/s13347-019-00377-4>
- Smith, J. E. (2020). *Smart machines and service work: Automation in an age of stagnation*. Reaktion Books.
- Sun, Y., Agostini, N. B., Dong, S. y Kaeli, D. (2019). *Summarizing CPU and GPU Design Trends with Product Data*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.1911.11313>
- Tena Camporesi, A. (2020). La complejidad de una idea simple. La investigación sobre el ingreso básico universal en la actualidad. *Política y gobierno*, 27(1), 62-78.
- UNESCO. (2022). *Recomendación sobre la ética de la Inteligencia Artificial*. [https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137\\_spa](https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137_spa)
- Wajcman, J. (2017). Automation: is it really different this time? *The British Journal of Sociology*, 68(1), 119–127.
- Wei, J., Tay, Y., Bommasani, R., Raffel, C., Zoph, B., Borgeaud, S., Yogatama, D., Bosma, M., Zhou, D., Metzler, D., Chi E.H., Hashimoto, T., Vinyals, O., Liang, P., Dean, J. y Fedus, W. (2022). *Emergent Abilities of Large Language Models*. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2206.07682>