

# Los límites del enfoque *mainstream* para estudiar el impacto de la tecnología en el mercado laboral: la ecuación de reemplazo y las capacidades de adopción como factores clave

**Sebastián FERNÁNDEZ-FRANCO**  
sebastian.fernandezfranco7@gmail.com  
Becario doctoral Conicet en Centro de Estudios sobre Población, Empleo y Desarrollo (Ceped) Universidad de Buenos Aires (Argentina)

**Juan M. GRAÑA**  
juan.m.grana@gmail.com  
Investigador Conicet en Centro de Estudios sobre Población, Empleo y Desarrollo (Ceped) Universidad de Buenos Aires (Argentina)

## The limits of the mainstream approach to studying the impact of technology on the labor market: the replacement equation and adoption capabilities as key factors

### Resumen/Abstract

1. Introducción
2. Los efectos de la adopción tecnológica en el mercado de trabajo
  - 2.1. Los enfoques *mainstream* y sus resultados para los países centrales
  - 2.2. Estudios para países periféricos
  - 2.3. Adopción tecnológica en las periferias
3. La tecnología en la economía
  - 3.1. ¿Por qué es tan reducida la automatización?
    - 3.1.1. Ecuación de reemplazo
    - 3.1.2. Capacidades de adopción
4. Un marco conceptual restrictivo genera políticas parciales: debatiendo la recalificación
5. Conclusiones
6. Bibliografía
7. Anexo

# Los límites del enfoque *mainstream* para estudiar el impacto de la tecnología en el mercado laboral: la ecuación de reemplazo y las capacidades de adopción como factores clave

**Sebastián FERNÁNDEZ-FRANCO**  
sebastian.fernandezfranco7@gmail.com  
Becario doctoral Conicet en Centro de Estudios sobre Población, Empleo y Desarrollo (Ceped) Universidad de Buenos Aires (Argentina)

**Juan M. GRAÑA**  
juan.m.grana@gmail.com  
Investigador Conicet en Centro de Estudios sobre Población, Empleo y Desarrollo (Ceped) Universidad de Buenos Aires (Argentina)

## The limits of the mainstream approach to studying the impact of technology on the labor market: the replacement equation and adoption capabilities as key factors

### Citar como/cite as:

Fernández-Franco S, Graña JM (2024). Los límites del enfoque *mainstream* para estudiar el impacto de la tecnología en el mercado laboral: la ecuación de reemplazo y las capacidades de adopción como factores clave. *Iberoamerican Journal of Development Studies* 13(2):68-91.  
DOI: 10.26754/ojs\_ried/ijds.10422

### Resumen

En el enfoque *mainstream*, se presenta al avance tecnológico como el principal factor para explicar el alcance de la automatización. Sin embargo, «avance tecnológico» no es lo mismo que «adopción». De hecho, en las periferias, un mayor potencial para automatizar coexiste con una menor adopción tecnológica. Para explicar esta aparente contradicción, incorporamos dos conceptos teóricos que, normalmente, no son considerados en la bibliografía relativa al futuro del trabajo: la ecuación de reemplazo marxista y las capacidades de adopción del evolucionismo. Al considerarlos conjuntamente, queda claro que la propuesta de «recalificación» como política pública para mitigar los efectos de las tecnologías basadas en inteligencia artificial es insuficiente, ya que tanto cuestiones económicas como de adopción limitan el proceso.

**Palabras clave:** empleo, inteligencia artificial, salarios, adopción, periferias.

### Abstract

In conventional approaches, technological advance is presented as the main factor to explain the scope of automation. However, «technological advancement» is not the same as «adoption». In fact, in the peripheries, greater potential to automate coexists with lower technological adoption. To explain this apparent contradiction, we incorporate two theoretical concepts that are not normally considered in the literature related to the future of work: the Marxist replacement equation and the adoption capacities of evolutionism. When considering together, the proposal for «requalification» as a public policy to mitigate the effects of technologies based on artificial intelligence is insufficient, since both economic and adoption issues limit the process.

**Keywords:** employment, artificial intelligence, salaries, adoption, peripheries.

# 1 Introducción

Bill Gates (2023) escribió recientemente que la era de la inteligencia artificial ha comenzado.<sup>1</sup> En ese marco, el cambio tecnológico está siendo estudiado en varias disciplinas, e interesantes debates surgen acerca de los límites a los que se enfrentarían las máquinas para realizar tareas humanas (Arntz *et al.* 2020, Autor 2022, Autor *et al.* 2003, Brynjolfsson *et al.* 2018, Russell *et al.* 2015, Williams y Srnicek 2013). En el campo de la economía laboral la pregunta fundamental es: «¿Qué ocurrirá con el empleo tanto en términos de cantidad, calidad y su distribución entre calificaciones y países?». Aunque numerosos estudios muestran que históricamente el empleo creció de manera simultánea a la aceleración tecnológica (Acemoglu y Restrepo 2019, Autor 2015, Mokyr *et al.* 2015), ¿por qué debería ocurrir lo mismo?

Desde el desarrollo de las tecnologías de la información y la comunicación (TIC), el avance tecnológico estuvo vinculado a las mejoras en las técnicas de captura, almacenaje y procesamiento de información, así como al decreciente coste del equipamiento.<sup>2</sup> En particular, la inteligencia artificial (IA) es referida como «tecnología de propósito general» (GPT, por sus siglas en inglés) (Crafts 2021, Russell *et al.* 2015, Teece 2018, Trajtenberg 2018), dada su multiplicidad de aplicaciones y la velocidad a la que mejora, como en su momento fueron la máquina a vapor o la electricidad. En particular, el surgimiento de nuevas tecnologías vinculadas a la IA y el *big data* podría tener impactos significativos una vez que su difusión avance (Brynjolfsson *et al.* 2018, Roser 2022, UNCTAD 2021). Diferentes técnicas de IA (por ejemplo, generativa o predictiva) expanden el abanico de tareas que pueden ser automatizadas y ello ha potenciado el miedo al «fin del trabajo». Más recientemente, la IA generativa se ha vuelto muy conocida con productos como el ChatGPT y DALL-E, demostrando su potencial para tareas como comprensión lectora y generación de imágenes (Briggs y Kodnani 2023, Eloundou *et al.* 2023).

Más allá de cada innovación, el impacto de la tecnología en el mercado laboral está vinculada al proceso de automatización —sustitución de trabajadores por máquinas físicas o algoritmos digitales en la realización de tareas— pero también por la creación de nuevos empleos (Acemoglu y Restrepo 2019, Mokyr *et al.* 2015).

El denominado «enfoque de tareas» (o *routine-biased technical change*, RBTC en inglés) es el usado para analizar el impacto del avance tecnológico en el mercado laboral, donde la automatización está vinculada a la posibilidad de codificar tareas a través de algoritmos (Autor 2013, Autor *et al.* 2003). Para el enfoque RBTC, los empleos más intensivos en tareas rutinarias son aquellos en los que se afronta el mayor riesgo de automatización y se encuentran

1 Disponible en <https://www.gatesnotes.com/The-Age-of-AI-Has-Begun>.

2 La caída de los precios de los dispositivos digitales (*smartphones* y ordenadores) parece demostrar la vigencia de la ley de Moore; por ejemplo, el precio de los primeros ha bajado un 27% por año entre 2007 y 2016 (Feng y Yu 2020). Los brazos robóticos también se han abaratado notablemente, pasando de un precio unitario de 40 000 dólares estadounidenses en 2017 a 22 000 en 2021. Para más información, véase <https://aiindex.stanford.edu/report/>.

en las posiciones intermedias de la distribución de calificaciones o ingresos. Este enfoque se impuso al denominado «sesgos de calificación» (o *skill-biased technical change*, SBTC en inglés) (Acemoglu 2002b, 2002a), donde las tecnologías y los niveles de calificación son complementarios, por lo que los empleos con mayor riesgo de automatización son los de menor calificación.

Estudios basados en ambos enfoques se han realizado en los mercados laborales de países centrales como Alemania, Estados Unidos, Francia y Japón<sup>3</sup> (David 2017, Goos *et al.* 2009, Goos y Manning 2007, Harrigan *et al.* 2016, Naudé 2021, Spitz-Oener 2006). Las investigaciones de estas dinámicas en las periferias han sido más recientes y, hasta aquí, se han restringido mayormente a replicar esas metodologías, sin tomar en cuenta las diferencias entre países (Albuquerque *et al.* 2019, Brambilla *et al.* 2022, Cebrecos *et al.* 2020, Egana del Sol 2019, Frugoni 2016, Islam 2018, Katz *et al.* 2021, Le Roux 2018, Zhou *et al.* 2020). En estos trabajos, se encuentra que el porcentaje de empleos con alto riesgo de automatización es mayor en las periferias, lo que podría ser explicado por el menor nivel educativo o mayor rutinización de las ocupaciones.

Sin embargo, ese mayor potencial de automatización —que es lo que, en definitiva, se mide con estas metodologías— coexiste con tasas de adopción tecnológica significativamente menores. Esta situación define nuestras preguntas centrales: *a)* ¿qué factores explican la adopción de tecnologías que terminan automatizando tareas? y *b)* ¿es el potencial de automatización un indicador preciso para comprender la dinámica de automatización, tanto en el centro como en la periferia?

Queremos mostrar que esta aparente contradicción es producto de la lectura restrictiva del enfoque *mainstream* en el que se considera que el principal factor explicativo del impacto de las tecnologías es el progreso tecnológico. Si bien está claro que el alcance de la automatización es una función del progreso tecnológico, la decisión de adoptar esas tecnologías depende de factores, no considerados en la bibliografía de economía laboral: *a)* la ecuación económica de reemplazo desarrollada por Marx y *b)* las denominadas «capacidades de adopción» del enfoque evolucionista. En este contexto, el objetivo del artículo es incorporar estos factores, a partir del desarrollo de dichas nociones teóricas, en los debates sobre el futuro del trabajo.

La ecuación de reemplazo demuestra que la firma solo decide automatizar si implica un crecimiento de la tasa de ganancia. Para tal fin, la firma compara el coste unitario con la nueva tecnología incorporada y sin ella. Sin embargo, incluso esperando que la tasa de ganancia crezca, la firma puede no introducir la nueva tecnología, debido a los límites que imponen las capacidades de adopción, como la competencia técnica, los recursos financieros y la experiencia en el campo de investigación y desarrollo correspondiente. Ambos fac-

3 Utilizamos las categorías de «centro» y «periferia», en lugar de «desarrollado» y «subdesarrollado», como suele utilizarse en la bibliografía convencional, debido a las diferencias estructurales entre mercados laborales, sectores productivos y capacidades tecnológicas —que son nuestros puntos centrales—. Con «países centrales», se refiere a Estados Unidos, Canadá, Europa, Australia, Corea del Sur, Taiwán, Singapur y Japón, mientras que América Latina, África y el resto de Asia son las «periferias». China es un caso específico, ya que comparte características con ambos (Cheng *et al.* 2019, Fischer 2015, Whittaker *et al.* 2010).

tores sirven para entender el impacto a corto plazo de las nuevas tecnologías en el empleo y por qué este es distinto en el centro y en la periferia. En los países centrales, la adopción es, en promedio, más alta, debido a que los salarios en términos internacionales son más altos y también son más fuertes las capacidades de adopción. En los países periféricos, en cambio, la adopción es menor, debido a que los salarios la desincentivan y, además, las capacidades están más limitadas. Si bien la menor adopción implicaría un menor avance de la automatización, la situación no es positiva, dado que significa que la brecha tecnológica crece, de manera que se genera una presión adicional sobre las condiciones laborales, reforzando el desincentivo que automatizar. Visto de esta manera, las recomendaciones de política con foco en la recalificación son incompletas, en la medida en que se pierde de vista la necesidad de perseguir el cambio estructural.

En el segundo epígrafe, se repasan las contribuciones teóricas del enfoque *mainstream* y sus aplicaciones en el centro y en la periferia, así como el estado de la producción y adopción de las tecnologías clave de esta era tecnológica. En el tercero, se presenta y discute acerca de los factores explicativos más importantes para explicar la adopción, los cuales hacen que el impacto tecnológico difiera en la periferia. Luego, en el epígrafe cuarto, se busca realizar una crítica a las propuestas más escuchadas sobre política para el futuro del trabajo. En el quinto epígrafe, se concluye.

## 2 Los efectos de la adopción tecnológica en el mercado de trabajo

### 2.1. Los enfoques *mainstream* y sus resultados para los países centrales

Los enfoques *mainstream* para el estudio del impacto tecnológico en el mercado laboral son los denominados «cambio tecnológico con sesgo de calificación» (SBTC, por sus siglas en inglés) y «cambio tecnológico con sesgo de rutina» (RBTC).

De acuerdo con el primero, las tecnologías reemplazan ocupaciones, pero no todas. Qué puestos son reemplazados depende del nivel de calificación requerido. Mientras que los puestos con altas calificaciones son más complementarios con los ordenadores, los puestos con menor calificación son sustituibles. Acemoglu (2002b) muestra que el porcentaje de ocupaciones con más años de educación, al que se aproxima en las calificaciones, está creciendo desde los años cuarenta y con mayor fuerza desde los años setenta (y, al mismo tiempo, crecen sus ingresos).

Sin embargo, este enfoque empieza a ser cuestionado desde la emergencia del enfoque de tareas o RBTC desarrollado por

Autor *et al.* (2003). Las principales tesis de este enfoque son que las tareas —y no las ocupaciones— son automatizadas y que aquellas consideradas rutinarias son sustituibles, debido a que es posible programarlas. Como resultado, Autor (2015) encuentra que existe una tendencia a la polarización del mercado de trabajo producto del cambio tecnológico. Así, mientras crecen los puestos de baja y alta calificación, decrecen los de calificación media, debido a su mayor contenido de rutina.

Hace una década, Frey y Osborne (FO) (2013, 2023) propusieron cuantificar la probabilidad de automatizar las ocupaciones del mercado de trabajo de Estados Unidos. Si bien comparten el enfoque de tareas, ellos argumentan que la «computarización se puede extender a cualquier tarea no rutinaria que no esté sujeta a cuellos de botella ingenieriles» (traducción propia) (p. 24). De acuerdo con los autores, estos cuellos de botella están relacionados con la imposibilidad de simplificar determinadas tareas vinculadas a la percepción, manipulación, inteligencia creativa e inteligencia social. Esto ha llevado al famoso resultado en el que se dice que el 47 % de las ocupaciones se enfrentan a un riesgo alto de ser automatizadas «en la siguiente década o dos». Este resultado fue criticado por Arntz *et al.* (2020) quienes, en vez de usar descriptores de ocupaciones, se basaron en lo que los individuos dicen que hacen en sus puestos. Así, usando otra fuente, el resultado cambia dramáticamente: un 9 % de las ocupaciones de Estados Unidos tienen una probabilidad alta de ser automatizadas.<sup>4</sup>

Resultados más recientes muestran los efectos de las tecnologías basadas en IA en el mercado de trabajo. Eloundou *et al.* (2023) encuentran que el 19 % de los puestos de trabajo tienen, al menos, la mitad de las tareas en riesgo, debido a las potencias de ChatGPT y tecnologías afines en escritura y *coding* básico. Más aún, en un informe de Goldman Sachs Economics Research, una de cada cuatro tareas actuales puede ser automatizada con IA. De su estimación se desprende que dos terceras partes de las ocupaciones de Estados Unidos están expuestas a la automatización en algún grado (Briggs y Kodnani 2023).

Pasaron diez años desde las primeras estimaciones de FO y el mercado de trabajo no sufrió tamañas transformaciones, incluso considerando la inesperada aceleración de la digitalización producto de la pandemia del COVID-19 (Amankwah-Amoah *et al.* 2021, Egana del Sol *et al.* 2021).

## 2.2. Estudios para países periféricos

Si bien la bibliografía sobre el impacto del cambio tecnológico en las periferias es más reciente, en varios trabajos ya se ha abordado el tema usando distintas metodologías y fuentes (Alonso *et al.* 2022, Das *et al.* 2018, Grigera y Nava 2021, Maloney y Molina 2019, Weller 2020).

4 Otro ejemplo es el caso de Alemania: mientras que, bajo la metodología de FO, el porcentaje de «alto riesgo» es del 47,2%, bajo la metodología de Arntz *et al.*, este número se reduce al 12%.

Una parte relevante de dichos estudios, basados en la metodología de FO, muestran que el impacto tecnológico esperado en el empleo es más grande que aquel encontrado para las economías centrales. En general, el porcentaje de empleo bajo alto riesgo de automatización está siempre por encima del 50% (tabla 1).

<b>País</b>	<b>% de empleo en «alto riesgo»</b>	<b>Fuente</b>
Argentina	62	Frugoni (2016)
Brasil	55	Albuquerque <i>et al.</i> (2019)
China	77	World Bank (2016)
Etiopía	85	World Bank (2016)
Filipinas	65	Francisco <i>et al.</i> (2019)
India	52-69	Islam (2018)
México	65	Cebreros <i>et al.</i> (2020)
Malasia	68	World Bank (2016)
Sudáfrica	55	Le Roux (2018)

Nota: en todas la estimaciones, se utiliza la metodología de Frey y Osborne (2013). El dato de Sudáfrica surge de sumar los tres grupos con mayor probabilidad de automatización.

**Tabla 1**

Porcentaje de empleo en «alto riesgo» de automatización en países periféricos

Fuente: elaboración propia.

La mayor porción de empleo bajo alto riesgo de automatización podría emerger de su mayor proporción de puestos de servicios de baja calificación (Grigera y Nava 2021), mientras que los puestos industriales en dichas economías tienden a ser más intensivos en rutina (Egana del Sol *et al.* 2021). En sintonía, de acuerdo con Das *et al.* (2018), «la exposición a la rutinización» en los países periféricos está relacionada con el cambio estructural, entendido como la transición de la agricultura a la manufactura y/o a los servicios, y a la deslocalización de las tareas rutinarias que podrían automatizarse en los países centrales. Teóricamente, ambos procesos incrementarían la concentración de tareas rutinarias; por ejemplo, la cantidad de operadores de máquinas y de ensambladores en México y en China ha crecido relativamente en las últimas décadas (Maloney y Molina 2019). Adicionalmente, desde la perspectiva del SBTC, se podría argumentar que los niveles educativos en las economías periféricas son menores, de manera que los trabajadores son más sustitutos que complementarios de las nuevas tecnologías.

Sin embargo, mientras que en las periferias el potencial de automatización es más grande, lo cual es explicado convincentemente por los enfoques *mainstream*, el estado actual de la adopción y su impacto en el mercado laboral son reducidos. Ni el alcance de la automatización ni su dinámica en las periferias parecen explicar ese mayor potencial.

A los fines de explicar esta situación, algunas estimaciones son corregidas, reconociendo la brecha que existe entre los países del centro y los de la periferia. Para ello, se usan dos métodos: en uno se consideran los rezagos que existieron en la difusión de distintas tecnologías en el pasado en distintos países (World Bank 2016) y, en el otro, se incorpora la noción de «mercados laborales duales», característica de las periferias (Weller *et al.* 2019). En el primer método, se usa la base de datos del Cross-Country Historical Adoption of Technology (CHAT), desarrollada por Comin y Hobijn (2009), que contiene información sobre los márgenes intensivos y extensivos de adopción tecnológica. En el otro, se supone que la probabilidad de automatizar en el sector informal es nula, debido a la larga distancia entre la frontera tecnológica y su reducida productividad. Sin embargo, aun cuando los resultados implican menores probabilidades de automatizar (tabla 2), la contradicción permanece debido a que, más allá de los rezagos, dichos puestos son efectivamente automatizables, dado el progreso tecnológico.

<b>País</b>	<b>% de empleo en «alto riesgo»</b>	<b>Método</b>
Argentina	34	Sector formal/informal
Brasil	27	Sector formal/informal
China	55	Rezago en adopción
Etiopía	43	Rezago en adopción
Filipinas	–	–
India	42	Rezago en adopción
México	29	Sector formal/informal
Malasia	49	Rezago en adopción
Sudáfrica	48	Rezago en adopción

**Tabla 2**

Porcentaje de empleo en alto riesgo de automatización corregido por brecha tecnológica en países periféricos

Fuente: elaboración propia con base en Weller *et al.* (2019) y World Bank (2016).

### 2.3. Adopción tecnológica en las periferias

El progreso tecnológico hoy está motorizado por tecnologías basadas en IA y *big data*, a veces referido como una nueva revolución tecnológica (Brixner *et al.* 2020, Perez 2010, Teece 2018, Trajtenberg 2018).

En general, la lista de tecnologías que son parte de esta revolución incluye internet de las cosas (IoT, por sus siglas en inglés), realidad virtual, realidad aumentada, *blockchain*, computación en la nube y robótica, entre otras (Basco *et al.* 2018, Brixner *et al.* 2020, Fernández *et al.* 2020, Unctad 2023) (véase tabla 3 en el anexo).

En lo que sigue, vamos a revisar algunos indicadores que expresan la producción y/o adopción de estas tecnologías y cómo esta se distribuye geográficamente. Con las excepciones de economías periféricas muy grandes, como China e India, la evidencia muestra una clara asimetría entre los países centrales y los periféricos en términos tecnológicos, así como se desprendía del estructuralismo:

**IoT.** En 2021, la cantidad total de dispositivos conectados en el mundo alcanzó los 13,14 billones, de los cuales más de la mitad están en los países centrales (América del Norte, Japón, Europa y Corea del Sur). Por su parte, China tiene el 34 % de los dispositivos globales. En contraste, la participación de regiones periféricas como América Latina y África Subsahariana es muy menor, alcanzando un 4 y 0,4 % del total, respectivamente.<sup>5</sup>

**IA.** En 2022, la adopción global de IA en algún área o función de las firmas llegó, en promedio, a un 50 %, así como se expandió su uso entre las compañías (McKinsey 2022). Durante 2016-2020, los países centrales tienen el 72 % de las publicaciones en IA (de un total de 313 000). China e India, por su parte, son los líderes absolutos en las periferias, con 76 000 y 27 000 publicaciones, respectivamente. En 2021, América Latina y el Caribe, Asia del Sur y Central, Medio Oriente y África del Norte tienen un 0,7 % de las patentes en AI solicitadas a nivel mundial. De acuerdo con el *AI Index Report* (2022), en 2021, cuatro países hicieron inversiones privadas en IA, excediendo los 2 billones: Estados Unidos (52,8 dólares), China (17,2 dólares), Reino Unido (4,6 billones de dólares) e Israel (2,4 billones de dólares). De esta manera, quedan a la vista las diferencias entre los líderes en IA, sus primeros seguidores y el resto.

**Big data y data centers.** En 2023, los países centrales tienen el 87 % de los *data centers* en el mundo. De acuerdo con Statista, Estados Unidos lidera con 5375, mientras que Alemania y el Reino Unido, los siguientes países en la lista, cuentan con 1039 de manera conjunta. China tiene 448 *data centers*. Otros países en la lista son México (166), Brasil (163) e India (151).<sup>6</sup>

**Robots.** Tres países centrales son los que más patentes relacionadas con robótica entre 1996 y 2018 tienen: Estados Unidos, Corea del Sur y Alemania (65 % del total) (Unctad 2021). Siguiendo a la International Federation of Robotics (IFR),<sup>7</sup> de 517 000 robots industriales instalados en 2021, alrededor de un 78 % están en los mismos tres países, más Japón y China. China aumentó su *stock* de robots en 268 195 unidades. India, que instaló 4955 unidades en 2021, y México, que instaló 5401, son los únicos países periféricos que aparecen en la lista de los 15 mercados de robots más grandes. Brasil y Malasia, considerados mercados importantes, tienen 1702 y 1929 robots más, respectivamente, desde dicho año.

5 Cálculos propios, basados en <https://www.statista.com/statistics/1194677/iot-connected-devices-regionally/>.

6 Véase <https://www.statista.com/statistics/1228433/data-centers-worldwide-by-country/>.

7 Véase World Robotics Report, «All-Time High” with Half a Million Robots Installed in one Year – International Federation of Robotics» (ifr.org), acceso 13 de noviembre de 2023.

### 3 La tecnología en la economía

#### 3.1. ¿Por qué es tan reducida la automatización?

Existe una brecha importante entre las perspectivas ofrecidas en la bibliografía de economía laboral *mainstream* y lo que sucede en las economías reales. En términos simples, donde el impacto tecnológico esperado es mayor, su adopción es menor. Esta aparente contradicción se resuelve incorporando al debate dos factores relevantes, que son marginalmente considerados en la bibliografía: *a)* la decisión económica que guía en la introducción de tecnologías, extensamente trabajada desde el enfoque marxista y *b)* el concepto de «capacidades de adopción» original del enfoque evolucionista.

Mientras que el coste laboral y el rezago en la difusión tecnológica han sido considerados en algunos de los artículos citados, particularmente el primero, nunca comparten la preponderancia que tiene el progreso tecnológico; por ejemplo, Autor *et al.* (2003) explican que la automatización de un set de tareas empieza con la caída de precios de las nuevas tecnologías, que implica un mayor coste relativo de los salarios que se pagan por puestos intensivos en tareas rutinarias. De manera similar, Acemoglu (2002b) deja en claro que los ordenadores se abaratan y, luego, son introducidos. Sin embargo, en los países periféricos, los salarios, en promedio, son más bajos y las tecnologías más caras, lo que implica diferencias a la hora de decidir adoptar una nueva tecnología. Incluso FO admiten que, aun cuando las nuevas tecnologías se puedan abaratar relativamente, a corto plazo, los salarios bajos pueden hacer más lento el proceso de adopción. Una aproximación integral es necesaria para comprender cabalmente las dinámicas de la adopción de tecnología, especialmente en las periferias.

Arntz *et al.* (2020) explican que, para entender el impacto tecnológico en el empleo, se debe analizar secuencialmente la disponibilidad de las tecnologías; su difusión que, en general, es «lenta e incompleta», y cómo los trabajadores se adaptan. De hecho, los trabajadores, de la misma manera que otros factores a veces sintetizados como instituciones, pueden demorar la adopción (Arntz *et al.* 2020, Frey y Osborne 2013).

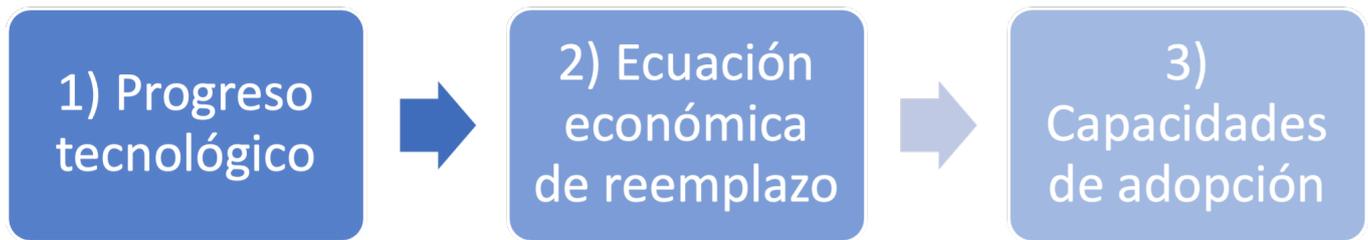
Por su parte, Weller (2020) presenta una ecuación con la que se busca resumir el problema del alcance de la automatización:

$$PS = f(+\delta PL_i + w_i + PT_i - C_{1i} - C_{2i} + I_i + x_i)$$

Donde *PS* es la probabilidad de automatización, que depende positivamente de la productividad diferencial con la nueva tecnología ( $\delta PL_i$ ), del coste laboral ( $w_i$ ) y de la porción de tareas sustituibles ( $PT_i$ ). Y, negativamente, depende de los costes directos de la tecnología ( $-C_{1i}$ ) y los indirectos ligados a implementarla ( $-C_{2i}$ ). Adi-

cionalmente, se considera la capacidad de adopción ( $I_i$ ), así como otros factores externos relacionados a la compañía ( $x_i$ ).

En resumen, los factores principales que afectan a la adopción de tecnología pueden agruparse en tres categorías, siguiendo un orden secuencial (diagrama 1), que debe ser considerado a nivel de la empresa y para cada ocupación: a) el progreso tecnológico («¿qué puede hacer cada nueva tecnología disponible?»), b) la ecuación económica de reemplazo («¿cuál es el coste relativo de la nueva tecnología?») y c) las capacidades de adopción («¿puede la firma incorporar la tecnología?»).



**Diagrama 1**  
Factores explicativos de la adopción de tecnologías  
Fuente: elaboración propia.

La bibliografía aparece enfocada en el vínculo entre el primer factor y el empleo, entendiendo que la frontera tecnológica global es única para todos los países. En ese sentido, los avances tecnológicos aseguran más adopción. Y, a mayor adopción, el impacto en el mercado de trabajo también tiene que ser mayor: cambios en la composición de tareas, en las ocupaciones o en los niveles de empleo, entre otros.

Sin embargo, por un lado, la adopción de tecnología va a seguir a *la* Marx la denominada «ecuación económica de reemplazo». La comparación entre el coste unitario con las tecnologías en uso y aquel que correspondería con las nuevas no puede ser pasado por alto. Si la adopción de una nueva máquina o *software* incrementa el coste unitario y, en consecuencia, lleva a una reducción de la tasa de ganancia, la resistencia vendrá por parte del empresario y no del trabajador.

Por otro lado, a la luz de la bibliografía evolucionista, la adopción tecnológica depende de las capacidades de adopción que, en muchos casos, son «sendero dependiente» (conocimiento previo o historial de inversiones, entre otros). *Ceteris paribus*, una menor capacidad de adopción implica un menor impacto.

De esta manera, el cambio tecnológico concebido como un proceso sin límites endógenos debe ser reconsiderado incorporando estos factores. Así, si bien la disponibilidad de tecnologías es igual para todos los países, no se espera que los países periféricos, con menores salarios y capacidades de adopción restringidas, tengan un impacto mayor en sus mercados de trabajo a aquel que se es-

para para los países centrales. Por esta razón, debemos examinar teóricamente estos dos factores, que son poco estudiados en esta bibliografía.

### 3.1.1. Ecuación de reemplazo

Como venimos señalando, en el enfoque *mainstream*, se asume como principal variable explicativa al progreso tecnológico. Esto implica un determinismo tecnológico, en el que se considera equivalente el ritmo de adopción a la disponibilidad de las tecnologías en el mercado.<sup>8</sup> Pero la adopción de tecnología también depende de sus efectos sobre la rentabilidad. En este sentido —y dejando de lado los problemas de adopción que trataremos en el próximo epígrafe—, lo relevante es el efecto de adoptar nueva tecnología sobre el coste unitario y, consecuentemente, sobre la tasa de ganancia de la empresa (Smith 2004).

Si la adopción incrementara el coste unitario, *ceteris paribus*, la adopción reduciría la rentabilidad (Basu y Vasudevan 2013, Campbell y Tavani 2019, Foley *et al.* 2019, Tavani y Zamparelli 2017). Esto desincentivaría la innovación a través de una tasa de ganancia menor y, dado el coste financiero de tal inversión, una aún menor tasa de ganancia de la empresa (Águila y Graña 2023).

Ahora bien, el coste unitario depende de varias variables ya mencionadas, consideradas de manera relativa entre la tecnología actualmente en operación (período  $t$ ) y la que surgiría de la adopción ( $t + 1$ ):

La masa salarial ( $W$ ), en la que se considera tanto el número de empleados como sus salarios individuales

El coste del capital constante ( $CK$ ), que incluye el valor de las inversiones que realizar (equipo o establecimientos)

El coste del capital prestado ( $BK$ ) requerido

$W$ ,  $CK$  y  $BK$ , considerados en relación con el volumen de producción ( $P$ ) y sumados, conforman la ecuación de sustitución que toda empresa reconoce. Sin embargo, los parámetros de esta ecuación son diferentes, dependiendo del trabajador, su nivel de calificación y salario:

$$\frac{[W^{t+1} + CK^{t+1} + BK^{t+1}]}{P^{t+1}} \leq \frac{[W^t + CK^t + BK^t]}{P^t}$$

Los incentivos a la adopción tecnológica tienen una relación directa con la masa salarial porque, mientras mayor sea esta, mayor es el volumen de inversiones habilitado para reemplazarla.<sup>10</sup> Entre trabajadores complejos —y, por ende, de mayor salario—, los incentivos para adoptar son claros, pero la posibilidad de realizarla se encuentra delimitada por la frontera tecnológica. Esta relación es presentada correctamente por la bibliografía. Al mismo tiempo, y en vistas de los avances de la IA, el progreso tecnológico está

8 «La difusión de la computarización de los empleos se determinará por el avance tecnológico que permite que los problemas ingenieriles sean suficientemente especificados, lo que determina los límites del alcance de la computarización [...]. Nosotros analizamos el alcance de las tareas que se espera que pueda realizar en las próximas décadas el equipamiento controlado por ordenador» (Frey y Osborne 2013, p. 14; traducción propia).

9 Esta ecuación, que se presenta en forma general, debe especificarse para cada empresa, dadas las restricciones específicas a las que se puede enfrentar, según las regulaciones de calidad y seguridad, entre otras, que son específicas por sector y país.

10 Una firma especializada en automatización señala: «Antes de comprar un robot, muchos consumidores quieren saber cuánto tardaran en recibir beneficios: el período de repago. El período de repago es igual al coste total de instalación del robot dividido por los salarios de los trabajadores reemplazado ( $W$ ), más los ahorros por el uso del robot ( $I$ ), más la depreciación del robot ( $D$ ), menos nuevos costes de mantenimiento más nuevos trabajadores ( $S$ )». Disponible en <https://www.robots.com/articles/what-is-the-cost-of-a-robot#:~:text=New%20robots%20equipped%20with%20controllers,cost%20for%20the%20complete%20system>.

habilitando una creciente sustitución en tareas no rutinarias o complejas (Brynjolfsson *et al.* 2018, Steinhoff 2019, Trajtenberg 2018).

Sin embargo, en el caso de los puestos de bajos salarios, en la bibliografía sobre el RBTC, se sugiere que el crecimiento observado en su cantidad está también vinculado a los cuellos de botella tecnológicos, debido a su intensidad en tareas manuales no rutinarias. En este argumento, la posibilidad de que los salarios reducidos sean una barrera específica a la adopción no es reconocida (Marx 2004, Ricardo 2015). En otras palabras, inclusive si el reemplazo fuera tecnológicamente posible, el incentivo económico para ello no existe.

En este sentido, el impacto de la adopción tecnológica, considerando tanto el avance tecnológico como la ecuación de reemplazo, es en contradicción con el argumento *mainstream* esencialmente asimétrico: mientras los trabajadores más calificados no son reemplazables por barreras tecnológicas —que son progresivamente superadas— o son «complementarios» a la tecnología, los trabajadores con menos calificación son «demasiado baratos» como para reemplazarse. En esta línea, Fernández Franco y Graña (2021) argumentan que, si el progreso tecnológico fuera el único factor relevante que considerar, el resultado de la adopción estaría en línea con la conclusión de la bibliografía sobre el SBTC: solo los trabajadores más calificados se enfrentan a un bajo riesgo de automatización. Sin embargo, como los factores económicos también importan —y el empleo crece en ocupaciones de baja calificación, como se observa en el enfoque de tareas—, el resultado es la polarización.

Uno podría argumentar que esta asimetría se resuelve dinámicamente a medida que el coste de la tecnología se reduce; entonces, la conclusión no se modificaría: los trabajadores menos calificados serían eventualmente reemplazados.<sup>11</sup> Sin embargo, los incentivos económicos pueden continuar siendo limitados, por una sobreoferta generada por aquellos que fueron reemplazados en puestos de calificación media o elevada (Braxton y Taska 2023).<sup>12</sup>

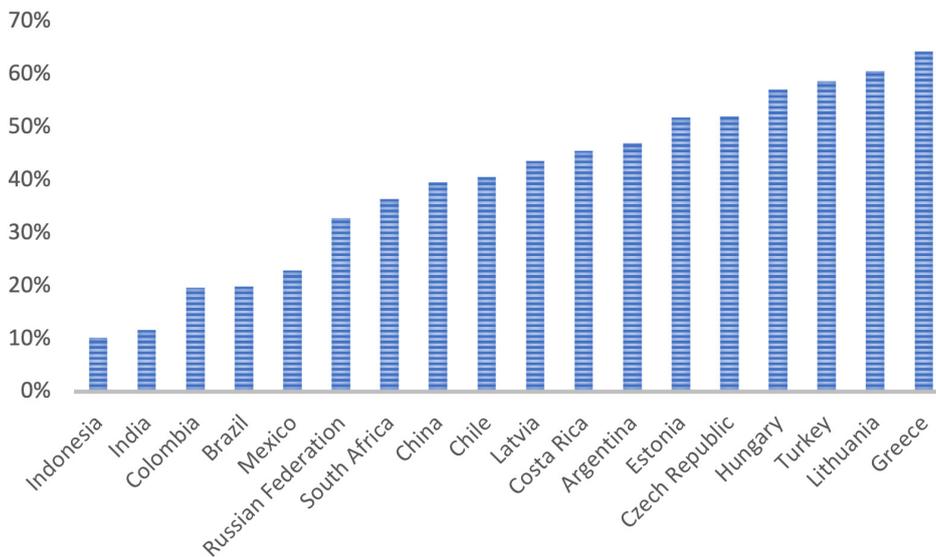
En este sentido, las diferencias de calificación —o educación— y salarios entre países centrales y periféricos es relevante. Por un lado, la composición de los puestos de trabajo en los países periféricos está sesgada hacia la menor calificación, como ya mencionamos (Fernández Franco *et al.* 2022, Weller 2020, World Bank 2016), lo que implicaría que la tecnología probablemente ya está disponible para automatizar un porcentaje importante de tales empleos en línea con los resultados de la tabla 1.

Sin embargo, los salarios promedio son significativamente menores, lo que desincentiva la adopción.<sup>13</sup> En el gráfico 1, se observan los salarios relativos a Estados Unidos en paridad de poder adquisitivo (PPA), donde Argentina alcanza el 47 %, Sudáfrica el 36 % e Indonesia o India el 10 %.

11 McDonald's, una empresa caracterizada por bajos salarios, abrió recientemente un restaurante completamente automatizado en Estados Unidos: <https://www.theguardian.com/business/2022/dec/23/mcdonalds-automated-workers-fort-worth-texas>.

12 Aquí se pueden mencionar dos procesos adicionales: por un lado, menores ingresos generan que los trabajadores requieran múltiples ocupaciones redoblando esa presión de oferta; por el otro, si la educación y formación laboral son bajas, se consolida una oferta intergeneracional de trabajadores de baja calificación que retroalimenta el proceso.

13 Como veremos enseguida, los costes de adopción también son mayores en los países periféricos, debido a mayores costes de transporte y financieros.



### Gráfico 1

Salario promedio en PPA como porcentaje del de Estados Unidos (2020)

Fuente: elaboración propia con base en OECD (2021a).

Todo esto demuestra la importante diferencia que existe entre trabajadores de diferente calificación y entre economía, lo que subraya que el progreso tecnológico no es el único factor relevante para considerar.

### 3.1.2. Capacidades de adopción

De manera muy resumida, en la bibliografía evolucionista, se sostiene la existencia de países innovadores y otros adoptantes. Los primeros se caracterizan por el desarrollo de las nuevas tecnologías, mientras que los segundos absorben y potencialmente mejoran o adaptan esas tecnologías (Nelson 1987).

Empíricamente, países y empresas se encuentran a diferentes distancias de la frontera tecnológica, comúnmente denominada «brecha tecnológica», que se evidencia en brechas de productividad entre empresas o países líderes y el resto. Recientemente, Cirera *et al.* (2022) construyó un índice de tecnología que muestra que la empresa promedio del sector manufacturero de un puñado de países periféricos se encuentra alejada de la frontera tecnológica.<sup>14</sup> Estas economías requieren un cambio estructural, para acelerar sus procesos de innovación, los que son obstaculizados por problemas de coste y adopción (Motta *et al.* 2019).

La reducción de la brecha tecnológica depende de las capacidades nacionales de absorción e implica necesariamente en aprender a usar nuevas tecnologías presentes en los países centrales (Narula 2004). Sin embargo, esa capacidad para apropiar conocimiento externo se encuentra fuertemente vinculada a los procesos de innovación —y la capacidad de desarrollarlos— en el país, lo que ocurre a nivel sistémico (Castellacci y Natera 2013, Narula y Criscuolo 2002).

14 En general, para esos países, el índice tiene un valor de 1,5 o 2, frente al valor de 5, donde se encuentra la frontera.

En este sentido, inclusive la introducción de innovaciones «nuevas para la firma» por medio de la imitación (Fagerberg *et al.* 2010) no son sencillas para empresas de países periféricos, dado que sus capacidades son limitadas.

Una de las variables relevantes identificadas en la bibliografía sobre adopción tecnológica es la incertidumbre, específicamente la dificultad de evaluar cómo la nueva tecnología impactaría en la empresa (Soete 1985, Stewart 1972). En el modelo estándar de difusión tecnológica, se sostiene que sigue un patrón con forma de «S»: las empresas lo adoptan a medida que más empresas lo adoptaron.<sup>15</sup> En este enfoque, se reconoce explícitamente que la adopción tecnológica requiere de tiempo (Dosi y Nelson 2013).<sup>16</sup>

En segundo lugar, la habilidad de incorporar tecnología externa a la empresa es «sendero dependiente», lo que implica —siguiendo a Cohen y Levinthal (1990)— que depende del conocimiento previamente acumulado en el campo, no solo de carácter básico, sino también específico. Como los autores indican, en un campo que progresa rápidamente, el quiebre o falta de inversión en capacidades de absorción puede implicar la imposibilidad de acceder a nuevos desarrollos porque, por un lado, la empresa pierde la habilidad de reconocer «oportunidades tecnológicas» y, por el otro, la inversión en el futuro se desincentiva.

En tercer lugar, la escala de la producción importa. Específicamente, como explica Stewart (1972), la tecnología no puede considerarse sin relación con el nivel de producción; en general, la adopción implica crecientes niveles de producción. Como señala Schumpeter, en Mark II, existe una relación entre el tamaño y la innovación que se refuerza: la probabilidad de adopción es mayor para firmas más grandes (Fagerberg *et al.* 2010, Lee *et al.* 2013, Soete 1985), y esas empresas suelen invertir más, lo que afecta a su escala y su capacidad de adopción (Rivas y Stumpo 2011).

Todas estas cuestiones —que existen para todas las empresas de todos los países— se exacerban en las periferias. En estos países, en la era de la IA, la difusión limitada de nuevas tecnologías se explica por factores internos, como la falta de conocimiento y el reducido nivel de ventas, o por factores externos, como la falta de financiamiento y las obsoletas infraestructuras digitales (BID 2019, Motta *et al.* 2019). Pero esto no es nuevo; en la era de las tecnologías TIC, su adopción también fue heterogénea y parcial (Rivas y Stumpo 2011).

En resumen, desde esta perspectiva, la adopción tecnológica no está solo restringida por el avance tecnológico y las consideraciones económicas, sino también por las capacidades de adopción. El impacto de la tecnología en el mercado laboral será diferente, dependiendo de esas capacidades.

Si consideramos la ecuación de reemplazo y las capacidades de adopción, el riesgo de un desempleo tecnológico masivo es significativamente menor en las periferias, más allá del progreso tecnoló-

15 Para una crítica a la forma de esa curva, véase Comin *et al.* (2006)

16 Esto implica abandonar también la idea de un mercado de tecnologías (y conocimiento) al que las empresas pueden acceder y realizar un *catch-up* instantáneo (Damachi 1977, p. 177).

gico. Mientras la automatización potencial es más extensa, los salarios son menores, hay mayores barreras al acceso y significativos rezagos tecnológicos. Así se explica la aparente contradicción entre mayor automatización potencial y menor adopción.

Sin embargo, esto no implica que el progreso tecnológico no afecte a las periferias. La falta de —o menor— adopción implica una profundización de los problemas económicos: mayores brechas de productividad que, a su vez, implican una mayor presión para empeorar las condiciones de empleo (Graña 2018), que refuerzan el ciclo vicioso.

## 4 Un marco conceptual restrictivo genera políticas parciales: debatiendo la recalificación

Como en la bibliografía sobre el futuro del trabajo *mainstream*, el progreso tecnológico es el factor principal por el que se explica la adopción, es razonable que las propuestas de política pública de cara a las transformaciones del mercado de trabajo estén basadas en las ideas de recalificación (ILO 2019, World Bank 2019). En síntesis, si los puestos de trabajo que requieren de mayores calificaciones son más difíciles de automatizar y complementarios a la tecnología, en la política pública, se debe buscar que los trabajadores alcancen ese nivel de calificaciones necesario (Pagés 2020). Sin embargo, ese nivel parece ser dinámico ya que los avances tecnológicos recientes basados en IA muestran que incluso algunas tareas digitales, como escritura de código básico, se pueden automatizar y, por ende, podrían quedar obsoletos (Eloundou *et al.* 2023, Steinhoff 2019).

En cualquier caso, Schlogl *et al.* (2021) señalan que dichas políticas tienen problemas, debido a tres razones: en primer lugar, el foco del debate está puesto en cómo los trabajadores deben adaptarse, quedando el cambio tecnológico y la adopción en la producción de lado; en segundo lugar, se asume que el crecimiento de la oferta de fuerza de trabajo con mayores calificaciones va a generar automáticamente esos puestos de trabajo, sin considerar la demanda del mercado de trabajo; por último, no hay un eje puesto en reemplazar los ingresos perdidos.<sup>17</sup>

Más allá de dichas críticas, al incorporar las nociones de la ecuación económica de reemplazo y las capacidades de adopción, pensamos que las políticas para el futuro del trabajo no están adaptadas a las realidades de las periferias. Solo cuando y si las periferias logran acelerar la adopción de tecnologías, la política de calificaciones se torna importante. La política industrial debe tener un rol importante en las discusiones sobre el impacto de las tecnologías en el mercado laboral, para promover tanto la adopción como

17 El fortalecimiento de los beneficios de la Seguridad Social —desde seguros de desempleo hasta el ingreso básico universal (UBI, por sus siglas en inglés)—, debido a la velocidad del cambio tecnológico basado en IA, cuando sugerido, parece tener un rol auxiliar.

la producción nacional de tecnologías. Uno de los primeros pasos es aumentar la inversión en infraestructura digital; por ejemplo, expandiendo el acceso a internet (Korinek y Stiglitz 2017, World Bank 2019), de manera que la brecha tecnológica no crezca.

Ahora bien, como se sigue de los estudios que diferencian el impacto tecnológico a nivel sectorial, son los sectores productores de tecnologías los que experimentan crecimiento del empleo y son los sectores que las adoptan los que lo pierden (Mondolo 2022). De todas maneras, la creación de empleo en los sectores productores superaría la eliminación de empleo en los sectores usuarios, de modo que el efecto a nivel agregado sería positivo. El problema surge cuando se reconoce que existen diferencias nacionales: los países periféricos son mayormente adoptantes tardíos de las tecnologías, de modo que el efecto en estos podría diferir. Este punto refuerza la urgencia de transformación productiva, dado que la ventana de oportunidad existe de manera finita: una vez que los jugadores clave y compañías se establecen, se vuelve más que difícil la competencia. De acuerdo con Fernández Franco *et al.* (2022), la política industrial debe incluir desde campañas de sensibilización hasta recursos financieros que promuevan la adopción.

La recalificación en las periferias, dado su menor nivel de calificaciones promedio, implica un proceso de transición en el cual una porción importante de la fuerza de trabajo requiere aprender las nuevas calificaciones y alcanzar más altos niveles educativos. Si la transformación en la composición de calificaciones solo es posible entre generaciones, la adopción tecnológica podría llevar a escenarios de desempleo tecnológico a medio plazo. En este contexto, implementar políticas de ingreso para esos trabajadores es más que necesario. Sin embargo, estos países son los que tienen más restricciones financieras e institucionales (Korinek y Stiglitz 2017).

En resumen, cualquier política para reducir el impacto de la adopción de nuevas tecnologías en los mercados de trabajo de las periferias debe ser parte de un paquete de políticas que incluya política industrial, con el fin de reducir la brecha tecnológica y de ingresos, para financiar la transformación de las calificaciones. La idea de que solo los trabajadores tienen que adaptarse en esta nueva era tecnológica es restrictiva en general y olvida cuestiones centrales para pensar cómo será el impacto específicamente en la periferia.

## 5 Conclusiones

Las tecnologías basadas en IA están expandiendo las tareas que pueden ser automatizadas. En este contexto, en nuevas oleadas de estudios basados en el enfoque *mainstream*, se intentan explicar y medir los efectos sobre el mercado laboral.

En este artículo, mostramos que existe una sobrestimación del potencial de automatización —al menos a corto y medio plazo—, debido al determinismo tecnológico que es parte de ese enfoque. La complejidad de la relación entre avance tecnológico y automatización se vuelve muy claro cuando se observa lo que ocurre en las periferias, donde convive un mayor potencial de automatización con menor adopción tecnológica.

En reemplazo, proponemos una aproximación en tres pasos sucesivos. En línea con la bibliografía, el desencadenante es el avance tecnológico, un factor extensamente estudiado. Luego deben considerarse dos factores: la ecuación de reemplazo marxista y las capacidades de adopción del evolucionismo. La primera refleja que las empresas se encuentran determinadas por el proceso de valorización, y se compara el coste unitario actual con el estimado, que surge de la aplicación de la nueva tecnología: allí, la masa salarial es un determinante central, aunque no el único. Después, las capacidades de adopción deben considerarse, porque las empresas se enfrentan a diferentes barreras ante sus decisiones de innovación que surgen de reducido conocimiento u obsoletas infraestructuras.

Mientras que los mercados laborales de países centrales se encuentran caracterizados por salarios elevados y sus empresas poseen importantes capacidades de adopción, la situación en las periferias es la contraria. Esto explica la contradicción entre un mayor potencial de automatización y menor adopción.

Esto podría ser interpretado positivamente por los mercados laborales de las periferias, debido a las menores probabilidades de desempleo tecnológico, pero eso no es correcto. El resultado principal es una creciente brecha tecnológica y peores condiciones de empleo en un ciclo vicioso. Por ello, la política pública no puede estar restringida a la recalificación: debe apuntar a una transformación estructural, que acelere la adopción e innovación, para permitir un proceso de desarrollo genuino y sustentable.

El próximo paso será utilizar las distintas fuentes de datos que han comenzado a surgir, para aproximar los factores explicativos desarrollados aquí teóricamente y, con ellos, empezar a explorar el fenómeno a nivel empírico.

## 6 Bibliografía

- ACEMOGLU D (2002a). Directed Technical Change. *Review of Economic Studies* 29.
- ACEMOGLU D (2002b). Technical Change, Inequality, and the Labor Market. *Journal of Economic Literature* 40(1):7-72. <https://doi.org/10.1257/0022051026976>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ACEMOGLU D, RESTREPO P (2019). Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor. *Journal of Economic Perspectives* 33(2):3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3>, acceso 29 de marzo de 2023.

- ÁGUILA N, GRAÑA JM (2022). Not all zombies are created equal. A Marxist-Minskian taxonomy of firms: United States, 1950-2019. *International Review of Applied Economics*. <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/02692171.2022.2045911>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ALBUQUERQUE PHM, SAAVEDRA CAPB, DE MORAIS RL, PENG Y (2019). The Robot from Ipanema goes Working: Estimating the Probability of Jobs Automation in Brazil. *Latin American Business Review* 20(3):227-248. <https://doi.org/10.1080/10978526.2019.1633238>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ALONSO C, BERG A, KOTHARI S, PAPAGEORGIOU C, REHMAN S (2022). Will the AI revolution cause a great divergence? *Journal of Monetary Economics* 127:18-37. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2022.01.004>, acceso 29 de marzo de 2023.
- AMANKWAH-AMOAH J, KHAN Z, WOOD G, KNIGHT G (2021). COVID-19 and digitalization: The great acceleration. *Journal of Business Research* 136:602-611. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.08.011>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U (2020). Digitization and the Future of Work: Macroeconomic Consequences. En Zimmermann KF (ed.). *Handbook of Labor, Human Resources and Population Economics*. Springer International Publishing, pp. 1-29. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6\\_11-1](https://doi.org/10.1007/978-3-319-57365-6_11-1), acceso 29 de marzo de 2023.
- AUTOR D (2022). The Labor Market Impacts of Technological Change: From Unbridled Enthusiasm to Qualified Optimism to Vast Uncertainty (Working Paper 30074; Working Paper Series). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30074>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- AUTOR DH (2013). The «task approach» to labor markets: an overview. *Journal for Labour Market Research* 46(3), art. 3. <https://doi.org/10.1007/s12651-013-0128-z>, acceso 29 de marzo de 2023.
- AUTOR DH (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives* 29(3):3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>, acceso 29 de marzo de 2023.
- AUTOR DH, LEVY F, MURNANE RJ (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics* 118(4):1279-1333.
- BASCO AI, BELIZ G, COATZ D, GARNERO P (2018). *Industria 4.0: fabricando el futuro*. Inter-American Development Bank. <https://doi.org/10.18235/0001229>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- BASU D, VASUDEVAN R (2013). Technology, distribution and the rate of profit in the US economy: understanding the current crisis. *Cambridge Journal of Economics* 37(1):57-89. <https://doi.org/10.1093/cje/bes035>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- BID (2019). *Travesía 4.0: hacia la transformación industrial argentina*. CIPPEC. <https://www.cippec.org/publicacion/travesia-4-0-hacia-la-transformacion-industrial-argentina/>, acceso 29 de marzo de 2023.
- BRAMBILLA I, CÉSAR A, FALCONE G, GASPARINI L, LOMBARDO C (2022). The Asymmetric Risks of Automation in Latin America. *Desarrollo Económico* 62(235):234-253.
- BRAXTON JC, TASKA B (2023). Technological Change and the Consequences of Job Loss. *American Economic Review* 113(2):279-316. <https://doi.org/10.1257/aer.20210182>, acceso 29 de marzo de 2023.
- BRIGGS J, KODNANI D (2023). The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth. *Global Economics Analyst*. Goldman Sachs.
- BRIXNER C, ISAAK P, MOCHI S, OZONO M, SUÁREZ D, YOGUEL G (2020). Back to the future. Is industry 4.0 a new tecno-organizational paradigm? Implications for Latin American countries. *Economics of Innovation and New Technology* 29(7):705-719. <https://doi.org/10.1080/10438599.2020.1719642>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- BRYNJOLFSSON E, MITCHELL T, ROCK D (2018). What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy? *AEA Papers and Proceedings* 108:43-47. <https://doi.org/10.1257/pandp.20181019>, acceso 29 de marzo de 2023.

- CAMPBELL T, TAVANI D (2019). Marx-biased technical change and income distribution: A panel data analysis. *Metroeconomica* 70(4):655-687. <https://doi.org/10.1111/meca.12247>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- CASTELLACCI F, NATERA JM (2013). The dynamics of national innovation systems: a panel cointegration analysis of the coevolution between innovative capability and absorptive capacity. *Research Policy* 42(3):579-594. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2012.10.006>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- CEBREROS A, HEFFNER-RODRÍGUEZ A, LIVAS R, PUGGIONI D (2020). Automation technologies and employment at risk: The case of Mexico (Working Paper 2020-04). Working Papers. <https://www.econstor.eu/handle/10419/240693>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- CHENG H, JIA R, LI D, LI H (2019). The Rise of Robots in China. *Journal of Economic Perspectives* 33(2):71-88. <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.71>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- CIRERA X, COMIN D, CRUZ M (2022). Bridging the Technological Divide. World Bank, Washington, DC. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1826-4>, acceso 29 de marzo de 2023.
- COHEN WM, LEVINTHAL DA (1990). Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly* 35(1):128-152. <https://doi.org/10.2307/2393553>, acceso 12 de octubre de 2023.
- COMIN DA, HOBIJN B (2009). The CHAT Dataset (Working Paper 15319). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w15319>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- COMIN D, HOBIJN B, ROVITO E (2006). Five Facts You Need to Know About Technology Diffusion (Working Paper 11928). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w11928>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- CRAFTS N (2021). Artificial intelligence as a general-purpose technology: an historical perspective. *Oxford Review of Economic Policy* 37(3):521-536. <https://doi.org/10.1093/oxrep/grab012>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- DAMACHI (1977). Industrialisation in developing countries: choice of techniques 2(2). [https://labordoc.ilo.org/discovery/fulldisplay/alma991709213402676/41\\_ILO\\_INST:41ILO\\_V2](https://labordoc.ilo.org/discovery/fulldisplay/alma991709213402676/41_ILO_INST:41ILO_V2), acceso 14 de septiembre de 2023.
- DAS M, HILGENSTOCK B, KAUFMAN MD (2018). The Exposure to Routinization: Labor Market Implications for Developed and Developing Economies. *IMF Working Papers* 2018(135). <https://doi.org/10.5089/9781484361900.001.A001>, acceso 29 de marzo de 2023.
- DAVID B (2017). Computer technology and probable job destructions in Japan: an evaluation. *Journal of the Japanese and International Economies* 43:77-87. <https://doi.org/10.1016/j.jjie.2017.01.001>, acceso 29 de marzo de 2023.
- DOSI G, NELSON RR (2013). The Evolution of Technologies: An Assessment of the State-of-the-Art. *Eurasian Business Review* 3(1):3-46. <https://doi.org/10.14208/BF03353816>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- EGANA DEL SOL P (2019). The Future of Work in Developing Economies: What Can We Learn from the South? *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3497197>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- EGANA DEL SOL P, CRUZ G, MICCO A (2021). COVID-19's Impact on the Labor Market Shaped by Automation: Evidence from Chile (SSRN Scholarly Paper ID 3761822). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3761822>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- ELOUNDOU T, MANNING S, MISHKIN P, ROCK D (2023). GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models (arXiv:2303.10130). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.10130>, acceso 29 de marzo de 2023.
- FAGERBERG J, SRHOLEC M, VERSPAGEN B (2010). The Role of Innovation in Development. *Review of Economics and Institutions* 1. <https://doi.org/10.5202/rei.v1i2.15>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- FENG J, YU K (2020). Moore's law and price trends of digital products: the case of smartphones. *Economics of Innovation and New Technology* 29(4):349-368. <https://doi.org/10.1080/10438599.2019.1628509>, acceso 14 de septiembre de 2023.

- FERNÁNDEZ F, FLACHER D, GRAÑA JM, RIKAP C (2020). Becoming a data-driven intellectual monopoly? Siemens experience and challenges. Working paper.
- FERNÁNDEZ FRANCO SF, GRAÑA JM (2021). Los enfoques económicos actuales sobre tecnología y empleo. Una crítica a sus omisiones compartidas. Cuadernos de Relaciones Laborales 39(2), Article 2. <https://doi.org/10.5209/crla.71324>, acceso 29 de marzo de 2023.
- FERNÁNDEZ FRANCO S, GRAÑA JM, LASTRA F, WEKSLER G (2022). Calidad del empleo y estructura del mercado de trabajo en América Latina desde una perspectiva comparada. Ensayos de economía 32(61):124-151.
- FERNÁNDEZ FRANCO S, GRAÑA JM, RIKAP C, ROBERT V (2022). Industria 4.0 como sistema tecnológico: los desafíos de la política pública. Ministerio de Economía Argentina. [https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/2021/03/37\\_-\\_industria\\_4.0.pdf](https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/2021/03/37_-_industria_4.0.pdf), acceso 14 de septiembre de 2023.
- FISCHER AM (2015). The End of Peripheries? On the Enduring Relevance of Structuralism for Understanding Contemporary Global Development. Development and Change 46(4):700-732. <https://doi.org/10.1111/dech.12180>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- FOLEY DK, MICHL TR, TAVANI D (2019). Growth and Distribution (2.<sup>a</sup> ed.). Harvard University Press.
- FRANCISCO JP, FLORES SR, CANARE T, CABOVERDE CE, BORJA BE, MONTEROLA C (2019). Mapping Philippine Workers at Risk of Automation in the Fourth Industrial Revolution (SSRN Scholarly Paper ID 3366809). Social Science Research Network. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3366809>, acceso 14 de septiembre de 2023.
- FREY CB, OSBORNE MA (2013). 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>, acceso 29 de marzo de 2023.
- FREY CB, OSBORNE MA (2023). Generative AI and the future of work: a reappraisal. Brown Journal of World Affairs. <https://ora.ox.ac.uk/objects/uuid:f52030f5-23eb-4481-a7f1-8006685edbae>, acceso 29 de marzo de 2023.
- FRUGONI ML (2016). Estimaciones preliminares sobre la automatización del empleo en Argentina (Estudios sobre Planificación Regional y Sectorial), p. 25.
- GOOS M, MANNING A (2007). Lousy and Lovely Jobs: The Rising Polarization of Work in Britain. Review of Economics and Statistics 89(1):118-133. <https://doi.org/10.1162/rest.89.1.118>, acceso 29 de marzo de 2023.
- GOOS M, MANNING A, SALOMONS A (2009). Job Polarization in Europe. American Economic Review 99(2):58-63. <https://doi.org/10.1257/aer.99.2.58>, acceso 29 de marzo de 2023.
- GRAÑA JM (2018). Labor market trends in a low and heterogeneous productivity country. Evidence from Argentina's manufacturing. Brazilian Journal of Political Economy, Center of Political Economy 38, 2(151), abril-junio.
- GRIGERA J, NAVA A (2021). El futuro del trabajo en América Latina: crisis, cambio tecnológico y control. El Trimestre Económico 88(352):1011-1042. <https://doi.org/10.20430/ete.v88i352.1242>, acceso 29 de marzo de 2023.
- HARRIGAN J, RESHEF A, TOUBAL F (2016). The March of the Techies: Technology, Trade, and Job Polarization in France, 1994-2007 (Working Paper 22110, Working Paper Series). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w22110>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ILO (2019). Work for a brighter future – Global Commission on the Future of Work. ILO.
- ISLAM I (2018). Automation and the Future of Employment: Implications for India. South Asian Journal of Human Resources Management 5(2):234-243. <https://doi.org/10.1177/2322093718802972>, acceso 29 de marzo de 2023.
- KATZ R, CALLORDA F, JUNG J (2021). The impact of automation on employment and its social implications: evidence from Chile. Economics of Innovation and New Technology 0(0):1-17. <https://doi.org/10.1080/10438599.2021.199179>, acceso 29 de marzo de 2023.

- KORINEK A, STIGLITZ JE (2017). Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment (Working Paper 24174). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24174>, acceso 29 de marzo de 2023.
- LE ROUX DB (2018). Automation and employment: The case of South Africa. *African Journal of Science, Technology, Innovation and Development* 10(4):507-517. <https://doi.org/10.1080/20421338.2018.1478482>, acceso 29 de marzo de 2023.
- LEE K, KIM B-Y, PARK Y-Y, SANIDAS E (2013). Big businesses and economic growth: identifying a binding constraint for growth with country panel analysis. *Journal of Comparative Economics* 41(2):561-582. <https://doi.org/10.1016/j.jce.2012.07.006>, acceso 29 de marzo de 2023.
- MALONEY WF, MOLINA C (2019). Is Automation Labor-Displacing in the Developing Countries, Too? Robots, Polarization, and Jobs. <https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/33301>, acceso 29 de marzo de 2023.
- MARX K (2004). *Capital*, vol. I. Penguin UK.
- MCKINSEY (2022). The state of AI in 2022 – And a half decade in review. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review>, acceso 29 de marzo de 2023.
- MOKYR J, VICKERS C, ZIEBARTH NL (2015). The History of Technological Anxiety and the Future of Economic Growth: Is This Time Different? *Journal of Economic Perspectives* 29(3):31-50. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.31>, acceso 29 de marzo de 2023.
- MONDOLO J (2022). The composite link between technological change and employment: a survey of the literature. *Journal of Economic Surveys* 36(4):1027-1068. <https://doi.org/10.1111/joes.12469>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- MOTTA J, MORERO H, ASCÚA R (2019). Industria 4.0 en mipymes manufactureras de la Argentina. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45033>, acceso 29 de marzo de 2023.
- NARULA R. (2004). Understanding absorptive capacities in an «innovation systems» context consequences for economic and employment growth. DRUID Working Papers, Article 04-02. <https://ideas.repec.org/p/aal/abbswp/04-02.html>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- NARULA R, CRISCUOLO P (2002). A novel approach to national technological accumulation and absorptive capacity: aggregating Cohan and Levinthal [Working paper]. <https://www.duo.uio.no/handle/10852/17830>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- NAUDÉ W (2021). Artificial intelligence: neither Utopian nor apocalyptic impacts soon. *Economics of Innovation and New Technology* 30(1):1-23. <https://doi.org/10.1080/10438599.2020.1839173>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- NELSON RR (1987). Innovation and Economic Development Theoretical Reprospect and Prospect. En Katz JM (ed.). *Technology Generation in Latin American Manufacturing Industries*. Palgrave Macmillan UK, pp. 78-93. [https://doi.org/10.1007/978-1-349-07210-1\\_4](https://doi.org/10.1007/978-1-349-07210-1_4), acceso 10 de diciembre de 2023.
- OECD (2021a). Average wages (indicator). <https://doi.org/10.1787/cc3e1387-en>, acceso 29 de marzo de 2023.
- OECD (2021b). Taxing Wages 2021. Organisation for Economic Co-operation and Development. [https://www.oecd-ilibrary.org/taxation/taxing-wages-2021\\_83a87978-en](https://www.oecd-ilibrary.org/taxation/taxing-wages-2021_83a87978-en), acceso 29 de marzo de 2023.
- PAGÉS C (2020). Institutions, Policies, and Technologies for the Future of Work. OpenMind. <https://www.bbvaopenmind.com/en/articles/institutions-policies-and-technologies-for-the-future-of-work/>, acceso 29 de marzo de 2023.
- PEREZ C (2010). Technological revolutions and techno-economic paradigms. *Cambridge Journal of Economics, Oxford Academic*. <https://academic.oup.com/cje/article-abstract/34/1/185/1699623>, acceso 29 de marzo de 2023.
- RICARDO D (2015). *On the Principles of Political Economy, and Taxation*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107589421>, acceso 29 de marzo de 2023.
- RIVAS D, STUMPO G (2011). Las TIC en el tejido productivo de América Latina. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/3011>, acceso 29 de marzo de 2023.

- ROSER M (2022). Artificial intelligence is transforming our world – It is on all of us to make sure that it goes well. *Our World in Data*. <https://ourworldindata.org/ai-impact>, acceso 29 de marzo de 2023.
- RUSSELL S, DEWEY D, TEGMARK M (2015). Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence. *AI Magazine* 36(4), art. 4. <https://doi.org/10.1609/aimag.v36i4.2577>, acceso 29 de marzo de 2023.
- SCHLOGL L, WEISS E, PRAINSACK B (2021). Constructing the «Future of Work»: an analysis of the policy discourse. *New Technology, Work and Employment* 36(3):307-326. <https://doi.org/10.1111/ntwe.12202>, acceso 29 de marzo de 2023.
- SMITH T (2004). Technology and History in Capitalism: Marxian and Neo-Schumpeterian Perspectives. En: Bellofiore R, Taylor N (eds.). *The Constitution of Capital*. Palgrave Macmillan, Londres. [https://doi.org/10.1057/9781403938640\\_8](https://doi.org/10.1057/9781403938640_8), acceso 29 de marzo de 2023.
- SOETE L (1985). International diffusion of technology, industrial development and technological leapfrogging. *World Development* 13(3):409-422. [https://doi.org/10.1016/0305-750X\(85\)90138-X](https://doi.org/10.1016/0305-750X(85)90138-X), acceso 29 de marzo de 2023.
- SPITZ-OENER A (2006). Technical Change, Job Tasks, and Rising Educational Demands: Looking outside the Wage Structure. *Journal of Labor Economics* 24(2):235-270. <https://doi.org/10.1086/499972>, acceso 29 de marzo de 2023.
- STEINHOFF J (2019). The Automation of Automating Automation. Canadian Communication Association Annual Conference, University of British Columbia.
- STEWART F (1972). Choice of technique in developing countries. *The Journal of Development Studies* 9(1):99-121. <https://doi.org/10.1080/00220387208421433>, acceso 29 de marzo de 2023.
- TAVANI D, ZAMPARELLI L (2017). Endogenous technical change in alternative theories of growth and distribution. *Journal of Economic Surveys* 31(5):1272-1303. <https://doi.org/10.1111/joes.12220>, acceso 29 de marzo de 2023.
- TEECE DJ (2018). Profiting from innovation in the digital economy: enabling technologies, standards, and licensing models in the wireless world. *Research Policy* 47(8):1367-1387. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2017.01.015>, acceso 29 de marzo de 2023.
- TRAJTENBERG M (2018). AI as the next GPT: A Political-Economy Perspective (w24245). National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w24245>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- UNCTAD (2021). Digital Economy Report 2021. [https://unctad.org/system/files/official-document/der2021\\_en.pdf](https://unctad.org/system/files/official-document/der2021_en.pdf), acceso 10 de diciembre de 2023.
- UNCTAD (2023). Technology and Innovation Report 2023 (Technology and Innovation Report). [https://unctad.org/system/files/official-document/tir2023\\_en.pdf](https://unctad.org/system/files/official-document/tir2023_en.pdf), acceso 29 de marzo de 2023.
- WELLER J (2020). Las transformaciones tecnológicas y el empleo en América Latina: oportunidades y desafíos. <https://repositorio.cepal.org/handle/11362/45422>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- WELLER J, GONTERO S, CAMPBELL S (2019). Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva latinoamericana, 75.
- WHITTAKER DH, ZHU T, STURGEON T, TSAI MH, OKITA T (2010). Compressed Development. *Studies in Comparative International Development* 45(4):439-467. <https://doi.org/10.1007/s12116-010-9074-8>, acceso 29 de marzo de 2023.
- WILLIAMS A, SRNICEK N (2013). Manifesto for an Accelerationist Politics 7.
- WORLD BANK (2016). World Development Report 2016: Digital Dividends. Washington, DC: World Bank. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-0671-1>, acceso 29 de marzo de 2023.
- WORLD BANK (2019). The Changing Nature of Work. <https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2019>, acceso 10 de diciembre de 2023.
- WORLD DEVELOPMENT REPORT 2016: DIGITAL DIVIDENDS (2016). [Text/HTML]. World Bank. <https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2016>, acceso 29 de marzo de 2023.
- ZHOU G, CHU G, LI L, MENG L (2020). The effect of artificial intelligence on China's labor market. *China Economic Journal* 13(1):24-41. <https://doi.org/10.1080/17538963.2019.1681201>, acceso 29 de marzo de 2023.

# 7 Anexo

<b>Tecnología</b>	<b>Descripción</b>
IA	Máquinas virtuales, como modelos matemáticos y <i>software</i> , que pueden realizar tareas similares a las humanas. Diferentes tecnologías de IA: aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje por refuerzo e IA generativa
<i>Big data</i>	Nuevos conjuntos de datos con más volumen, velocidad y variedad, que no se pueden procesar con un <i>software</i> tradicional
IoT	Dispositivos, como sensores y chips, que están conectados a internet y entre sí, para que los datos puedan recopilarse y compartirse en tiempo real
<i>Blockchain</i>	Las transacciones se registran como un bloque de datos (con información adicional) en orden cronológico, en un libro mayor que no se puede modificar
Robots	Máquinas controladas semi y automáticamente que pueden realizar diferentes tareas interactuando con el entorno Diferentes tipos: robots móviles autónomos (AMR), vehículos guiados automatizados (AGV), robots articulados, humanoides, <i>cobots</i> e híbridos
Realidad virtual	Mundo generado por ordenador en el que se sumerge el usuario que usa unos auriculares
Realidad aumentada	Experiencia interactiva donde la realidad se complementa con insumos digitales
<i>Cloud</i>	Soluciones informáticas bajo demanda a través de internet

**Tabla A1**

Tecnologías de la nueva era

Fuente: elaboración propia con base en Brixner *et al.* (2020) y Unctad (2021).