Inteligencia artificial y acumulación de capital

Elementos para una crítica de la economía política de la inteligencia artificial



Cristóbal Reyes

CENTRO DE CULTURA DIGITAL

Inteligencia artificial y acumulación de capital

Elementos para una crítica de la economía política de la inteligencia artificial

Cristóbal Reyes

Ciudad de México, noviembre de 2026

Inteligencia artificial y acumulación de capital.
Elementos para una crítica de la economía
política de la inteligencia artificial

Primera edición: noviembre de 2026

Producción: **Secretaría de Cultura**, **Centro de Cultura Digital**
Autor: **Cristóbal Reyes**
Edición y corrección de estilo: **Miriam Millán**
Maquetación y diseño de portada: **Maite Amaia Aguirre Gómez**

Inteligencia artificial y acumulación de capital.
Elementos para una crítica de la economía política de la inteligencia artificial
está bajo la licencia Creative Commons: Reconocimiento NoComercial-CompartirIgual 4.0 Licencia internacional

ISBN electrónico: 978-607-631-411-1

Gobierno de México | Cultura Secretaría de Cultura | Centro de Cultura Digital

Índice

Agradecimientos 7
Introducción 9
¿Qué es la IA? 11
El contenido del libro 20

La inteligencia artificial no es neutral 24
¿La ciencia y la tecnología son neutrales? 25
La IA no es neutral 30
La IA no es democrática 35
Ineficiencia artificial e irracionalidad capitalista 38
Consideraciones finales 45

La materialidad de la inteligencia artificial y las condiciones tecnológicas de su implementación 46
La megamáquina de la IA 47
Condiciones tecnológicas de su implementación 52
Visión de conjunto 77

Inteligencia artificial y acumulación en el capitalismo contemporáneo 89
La IA como realización cimera de las tendencias del desarrollo capitalista 89
Consideraciones sobre el impacto de la IA en la productividad y la rentabilidad 95
Consideraciones finales 110

Contradicciones y límites de la adopción de la inteligencia artificial en América Latina 111
Condiciones para la adopción de la IA en América Latina 113
Investigación científica, desarrollo tecnológico e innovación
Implicaciones de la adopción de la IA para la reproducción del capital en América Latina 125

Conclusiones 140

"La tecnología pone al descubierto el comportamiento activo del hombre con respecto a la naturaleza, el proceso de producción inmediato de su existencia, y con esto, asimismo, sus relaciones sociales de vida y las representaciones intelectuales que surgen de ellas".

Karl Marx, *El capital*

"La naturaleza no construye máquinas, ni locomotoras, ferrocarriles, telégrafos eléctricos, hiladoras automáticas, etc. Son éstos productos de la industria humana: material natural, transformado en órganos de la voluntad humana sobre la naturaleza o de su actuación en la naturaleza. Son órganos del cerebro humano creados por la mano humana: fuerza objetivada del conocimiento".

Karl Marx, *Elementos fundamentales para la crítica de la economía política (Grundrisse)*

A mamá y papá

Agradecimientos

Este libro es una versión reducida y actualizada de la tesis de maestría que escribí en el Programa de Posgrado en Estudios Latinoamericanos de la UNAM, defendida en mayo de 2021. Desde entonces, he seguido investigando sobre la crítica de la economía política de la IA. En investigaciones más recientes, he profundizado en el análisis teórico de la IA y de algunas de las características económicas más relevantes. Asimismo, al disponer de bases de datos más completas y confiables de reciente publicación, he trabajado de manera más detallada sobre las condiciones de la adopción de la IA y sus principales implicaciones en los procesos de producción y acumulación. Aunque mi comprensión sobre la IA se ha profundizado en algunos aspectos, opté por mantener el argumento en sus líneas generales y solo actualizar la información estadística presentada, pues considero que en términos generales mantiene su pertinencia y actualidad. Por supuesto, solo serán lxs lectorxs quienes juzguen si este libro, que es parte de un proceso de investigación más amplio y aún en curso, brinda elementos valiosos para el análisis crítico de la IA.

La investigación de la que resultó este libro se alimentó de las conversaciones y el trabajo colectivo con mis maestrxs y compañerxs. En primer lugar, deseo agradecer a Raúl Ornelas, coordinador del Laboratorio de estudios sobre empresas Transnacionales (LET, https://let.iiec.unam.mx/) y director de la tesis en la que se basa este libro, por su apoyo, orientación y por los comentarios minuciosos realizados en las distintas etapas de la investigación. Le agradezco también por enseñarme que el trabajo académico requiere de constancia, autocrítica y humildad.

Asimismo, deseo agradecer a Jaime Osorio, entrañable maestro, por su generosidad y por la inestimable oportunidad de colaborar con y aprender de él en años recientes. Su trabajo ha sido y continúa siendo un referente cardinal en mi formación.

Agradezco a todxs lxs compañerxs del LET y del Observatorio Latinoamericano de Geopolítica (OLAG, https://geopolitica.iiec.unam.mx/) del Instituto de Investigaciones Económicas de la UNAM, por las discusiones y el trabajo colectivo que hemos compartido en años recientes, orientado a comprender críticamente la dinámica

del capitalismo contemporáneo. En particular, a la coordinadora del OLAG, Ana Esther Ceceña, así como a Adriana Franco, Josué García Veiga, Daniel Inclán y Lorena Preciado.

En años recientes también he aprendido mucho del diálogo con Mateo Crossa y Mauro Jarquín, con quienes recientemente he compartido y discutido algunas de las reflexiones aquí planteadas sobre el impacto de la IA en los procesos de acumulación de capital y sobre el rol contradictorio de las tecnologías en el capitalismo dependiente latinoamericano.

Los méritos y alcances que pueda tener esta investigación son producto del trabajo colectivo y de los siempre estimulantes intercambios con las personas antes mencionadas. Como es costumbre señalar, todos los errores, omisiones e insuficiencias del análisis son mi exclusiva responsabilidad.

Deseo expresar mi más sincero agradecimiento al equipo editorial del Centro de Cultura Digital de la Secretaría de Cultura, en particular a su Coordinadora editorial, Miriam Millán, por el impulso y entusiasmo para que esta publicación sea posible y pueda distribuirse libremente por la red.

Por último, una nota editorial: todas las traducciones son del autor, a menos que en la referencia bibliográfica se consigne el nombre de lx traductorx.

Esta investigación fue realizada gracias al Programa UNAM-PAPIIT IN302625.

Tlalpan, Ciudad de México, junio de 2025

Introducción

La inteligencia artificial (IA) es una de las fronteras del desarrollo tecnológico en la sociedad contemporánea. Durante la década más reciente ha sido una de las áreas de desarrollo tecnológico más dinámicas. Año con año, las grandes empresas tecnológicas realizan inversiones de cientos de miles de millones de dólares relacionadas con esta tecnología. Según el *AI Index Report 2023* (Maslej *et al.*, 2023),[1] en 2021 la inversión corporativa global en IA fue de 337 mil millones de dólares (mmd), monto similar a la formación bruta de capital total de países enteros en 2021, como Australia (357 mmd), Brasil (326 mmd) o España (319 mmd).[2] En 2013, la inversión en IA fue de 14.6 mmd; en solo 8 años, la inversión corporativa en esta tecnología se multiplicó más de veinte veces. El acelerado incremento de las inversiones orientadas a la IA da cuenta del creciente interés y expectativas de rentabilidad por parte de las grandes empresas en torno a esta tecnología transformadora.

Las inversiones en IA están sumamente concentradas en un reducido grupo de países. En el periodo 2013-2023, el país que concentró las mayores inversiones privadas en esta tecnología fue Estados Unidos (335.2 mmd), seguido a la distancia por China (103.7 mmd), Reino Unido (22.3 mmd), el Estado genocida de Israel (12.8 mmd), Canadá (10.6 mmd), Alemania (10.4 mmd) e India (9.9 mmd). La participación de otros países –particularmente, de los países del Sur global– en la inversión privada en esta tecnología es mucho menor.

---

1 El *AI Index Report*, coordinado por el Human-Centered AI Institute de la Universidad de Stanford, es el esfuerzo más importante en la actualidad por recolectar y hacer disponible públicamente la información existente sobre esta tecnología. Entre las entidades participantes y financiadoras en su elaboración se encuentran la Fundación Nacional de Ciencia de Estados Unidos, la Universidad de Stanford, Google, OpenAI y la consultora McKinsey & Company.

2 Los datos sobre la formación bruta de capital se obtuvieron del Banco Mundial, serie "Gross capital formation (current US$)", disponible en https://data.worldbank.org/indicator/NE.GDI.TOTL.CD?view=chart.

La IA se encuentra aún en una etapa temprana de su despliegue. Actualmente, sus usos más destacados están relacionados con la generación de textos e imágenes, así como con servicios como el *marketing* digital, la atención a clientes, el *trading* algorítmico, la detección de compras fraudulentas con tarjetas bancarias, la gestión de cadenas de suministro, evaluación de los clientes para la determinación de primas de seguros y los servicios médicos (detección de enfermedades, análisis clínicos). Empresas como Alphabet, Amazon, Microsoft y Meta usan intensamente la IA en la asignación de publicidad personalizada, recomendación de contenidos, generación de texto, reconocimiento de imágenes, asistentes virtuales, traducción de textos, entre otras. Organizaciones como el Foro Económico Mundial prevén que el impacto de la IA se generalizará en la industria en los próximos años, trayendo consigo una "cuarta revolución industrial".

Actualmente, nos encontramos en medio de una oleada de entusiasmo y bombo publicitario hacia la IA. Las empresas buscan integrar las herramientas de IA en las más diversas áreas, desde la mercadotecnia y la logística, hasta la educación y los servicios de salud, con la promesa de reinventar la manera en que se hacen los negocios mediante formas novedosas de automatización y personalización. Analistas del banco de inversión Goldman Sachs (2023) estimaban que el uso de la IA traería consigo un incremento significativo de la productividad e incluso podría detonar un crecimiento del PIB mundial de 7% anual.

Por otra parte, un estudio reciente de la consultora McKinsey & Company (2023) preveía que la IA generativa –el tipo de IA más dinámico en la actualidad, presente en servicios como ChatGPT de OpenAI, Gemini de Google, entre otros– tenía el potencial generar ganancias corporativas de entre 2.6 y 4.4 billones (*trillion*, en notación inglesa) de dólares anuales, cifra similar al PIB de Francia, Reino Unido, Japón o Alemania en 2023.[3] En el mismo estudio se estimaba que el uso de la IA generativa podría traer consigo incrementos en la productividad laboral de hasta 0.6% anual durante las décadas de 2020 y 2030. De acuerdo con McKinsey & Company, en su combinación con otras tecnologías, la IA generativa podría añadir hasta 3.3% anual al crecimiento de la productividad a nivel mundial.

---

3 Según datos del Banco Mundial, serie "GDP (current US$)", disponible en https://data.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD?view=chart.

Como se puede deducir de la información proporcionada, hay grandes expectativas en torno a los impactos económicos de la IA por parte de los grandes capitales, que realizan cuantiosas inversiones en el área y buscan posicionarse a la vanguardia en su desarrollo e implementación. Considerando sus impactos potenciales sobre la economía y la sociedad, resulta relevante definir en primer lugar qué es la IA, cuáles son algunas de sus principales características y señalar algunos elementos de su historia reciente. De ello se ocupa este capítulo introductorio.

¿Qué es la IA?

La idea de producir artificios inteligentes ha acompañado a las sociedades occidentales durante varios siglos, tanto en la filosofía como en la literatura, con proponentes tan notables como Descartes, Leibniz o Mary Shelley. No obstante, se suele considerar que la IA surgió como área de investigación científica y desarrollo tecnológico en 1956, cuando se llevó a cabo el *Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence* (Proyecto de investigación de verano sobre IA) en el Dartmouth College en New Hampshire, Estados Unidos.[4] Se trató del primer encuentro académico explícitamente convocado para investigar la posibilidad de construir máquinas inteligentes, que dio nombre a esa área de desarrollo científico-tecnológico y en el cual se reunieron muchos de sus más importantes pioneros.

Probablemente, el antecedente inmediato más relevante de la Conferencia de Dartmouth fue el desarrollo acelerado de las computadoras –entre ellas, de las primeras computadoras digitales– en el contexto de la Segunda Guerra Mundial. Otro antecedente relevante fue la publicación del artículo pionero "Computing

4 Desde sus orígenes, la IA guarda una estrecha relación con el ámbito militar, tanto en su financiamiento como en sus aplicaciones. La conferencia de Dartmouth fue financiada por la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzados de Defensa (DARPA, por sus siglas en inglés) de Estados Unidos (Bringsjord y Govindarajulu, 2019). En ese sentido, Bruce Buchanan (2006: 60) afirma que "el apoyo de DARPA [...] ha sostenido gran parte de la investigación sobre IA en Estados Unidos durante décadas".

Machinery and Intelligence" de Alan Turing, publicado en 1950 en la revista *Mind*: por primera vez se planteó la pregunta sobre la posibilidad de que las máquinas pudieran actuar de tal forma que su comportamiento pareciera inteligente. En ese artículo, el matemático británico también propuso un juego de imitación con el fin de examinar la capacidad de una máquina para mostrar comportamiento inteligente –conocido como "prueba de Turing", una prueba tan aclamada como criticada.

En la convocatoria para la Conferencia de Dartmouth, los organizadores del evento definieron a la IA de la siguiente manera: "el problema de la inteligencia artificial consiste en hacer que una máquina se comporte de una forma que se consideraría inteligente si lo hiciera un ser humano" (McCarthy, Minsky, Rochester & Shannon, 1955). En las definiciones seminales, la IA fue entendida como un área de investigación científica y desarrollo tecnológico cuyo objetivo era construir sistemas "inteligentes" –entendidos como sistemas capaces de percibir, razonar y actuar (Winston, 1992: 5)– a partir de máquinas. De hecho, uno de los axiomas fundamentales del campo de la IA es la idea según la cual la inteligencia humana se puede formalizar y reproducir por medio de máquinas.[5] Desde los inicios de la IA, las máquinas que sirven como base para su desarrollo e implementación son las computadoras digitales. Por esa razón, la IA también es conocida como "inteligencia de máquinas" o "inteligencia computacional".

La pretensión inicial de los pioneros en IA consistía en construir sistemas que pudieran replicar la inteligencia humana en su conjunto. Tras un breve periodo en que la mayor parte de la investigación en el área se orientó a producir aplicaciones que buscaban superar en velocidad, precisión y eficiencia el desempeño de una persona promedio en tareas específicas –como el reconocimiento de imágenes y de voz, el análisis de grandes cantidades de datos, la traducción de textos, entre otras–, actualmente la idea de superar el desempeño de la inteligencia humana en

5 Una crítica clásica a este axioma fue planteada por el filósofo Hubert Dreyfus (1972). Dreyfus también cuestionó la idea según la cual el cerebro humano es análogo al hardware de la computadora y la mente es análoga al software. En nuestro tiempo, en que la supuesta equivalencia entre el cerebro humano y las computadoras se acepta de manera casi generalizada, resulta conveniente revisitar los debates que tempranamente pusieron en cuestión esta idea.

su conjunto ha vuelto a instalarse como el principio rector. De hecho, algunas de las empresas más relevantes del área –como OpenAI, Anthropic, Google DeepMind o Meta– declaran que su objetivo es construir una IA *general* o *superinteligencia*, que iguale o supere al desempeño humano en todas las áreas. Esto da una medida de las ambiciones que orientan a las grandes empresas tecnológicas, pero también de la dificultad para cumplir expectativas tan altas.

Durante décadas, la IA avanzó lentamente y el objetivo de producir sistemas inteligentes se mantuvo esquivo, aun cuando hubo avances importantes como los "sistemas expertos" en las décadas de 1980 y 1990. No obstante, la década de 2010 marcó un punto de inflexión en el desarrollo de estas tecnologías, en la aceleración de las innovaciones y en la expansión de su uso.

Un hito en la historia de la IA se dio en 2012, cuando Geoffrey Hinton –ganador del premio Nobel de Física en 2024 por sus aportes al desarrollo del *machine learning* e investigador en Google de 2013 a 2023–, Alex Krizhevsky e Ilya Sutskever –cofundador y exjefe científico de OpenAI– ganaron una competencia de reconocimiento automático de imágenes llamada ImageNet. Mediante el uso de una red neuronal artificial llamada AlexNet,[6] ese equipo de investigadores logró que su sistema de IA identificara imágenes con una precisión de 85% en 2012; tres años después, consiguieron superar el desempeño humano en el reconocimiento de imágenes al lograr una precisión de 96% –lxs humanxs aciertan en promedio 95% (The Economist, 2016).

Otro parteaguas en la historia reciente de la IA se dio entre 2016 y 2017, cuando el sistema AlphaGo –desarrollado por Google DeepMind– venció en el juego de tablero de estrategia *go* a Lee Sedol y Ke Jie, los mejores jugadores del mundo. AlphaGo también se basó en redes neuronales artificiales y en algoritmos de aprendizaje profundo (*deep learning*). Finalmente, el momento que representó un *big bang* para el auge reciente de la IA fue el lanzamiento de ChatGPT por parte

6 Las "redes neuronales artificiales" son un enfoque de investigación en IA que intenta replicar la estructura del cerebro y las conexiones entre las neuronas mediante el uso de los microprocesadores y software. Este enfoque existe desde la década de 1950, pero fue marginal durante varias décadas debido –entre otras razones– a la limitada capacidad de procesamiento de las computadoras.

de OpenAI en noviembre de 2022.[7] Desde entonces, la IA se ha convertido en un tema ubicuo y las expectativas sobre su impacto económico se han disparado.

Ciertamente, en años anteriores hubo acontecimientos relevantes en la historia de la IA, como el triunfo de Deep Blue de IBM sobre el campeón mundial de ajedrez Gary Kasparov en 1997. No obstante, lo que distingue a los logros tecnológicos previos respecto de los actuales es que, mientras que aquellos eran experimentos académicos con pocas posibilidades de aplicación práctica, los avances recientes tienen numerosas aplicaciones, por lo que se espera que su uso sea potencialmente masivo y rentable. Esto ha llevado a que la IA deje de estar confinada en los laboratorios universitarios para tener múltiples usos comerciales e impactar en la vida cotidiana de millones de personas. En este sentido, autores como Kai-Fu Lee (2018) afirman que a partir de la segunda década del siglo XXI la IA dio un paso definitivo de la "era de los descubrimientos" hacia la "era de la implementación". Entre las condiciones que permiten su aplicación generalizada se encuentran el cambio en el enfoque dominante en IA –del enfoque simbólico al conexionista–, el abaratamiento y especialización de la capacidad de procesamiento, la instalación de infraestructuras masivas de procesamiento y tráfico de datos, así como la proliferación de los datos digitales.

Actualmente, la IA se entiende como "la capacidad de un sistema para interpretar datos externos correctamente, aprender de dichos datos y usar esos aprendizajes para lograr metas y tareas específicas a través de la adaptación flexible" (Kaplan y Haenlein, 2019: 17). Otra definición ampliamente citada es la de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD, 2024), que señala que un sistema de IA es un sistema computacional que, a partir de determinados datos de entrada, genera resultados tales como predicciones, decisiones o recomendaciones que pueden influir en entornos físicos o virtuales. El núcleo de los sistemas de IA reside en su "lógica operacional": en la capacidad para procesar

7 Carlota Pérez (2004) usa la metáfora del *big bang* para referirse a "un evento puntual en el tiempo cuya explosión abre un universo expansivo de posibilidades" tecnológicas y de negocios (2004: 37). Como sucedió en el caso de ChatGPT, el momento del big bang no suele involucrar un salto tecnológico radical –las tecnologías en que se basa ya existían de tiempo atrás–, pero ejerce un poderoso efecto atractor al simbolizar las posibilidades que la nueva tecnología trae consigo.

informaciones sobre su entorno y, a partir de ello, modificar adaptativamente su funcionamiento y tomar decisiones autónomamente.[8] Esto se logra mediante el procesamiento de datos digitales en los centros de datos, en la "nube", para lo cual se usan técnicas especializadas conocidas como *aprendizaje profundo* y *aprendizaje automático.*

En las definiciones contemporáneas se suelen destacar tres características de los sistemas de IA:

- *Adaptación flexible*: la capacidad de modificar adaptativamente su funcionamiento ante los nuevos datos que el sistema recibe de su entorno.
- Aprendizaje: la capacidad de incorporar informaciones para mejorar su desempeño.
- Autonomía: entendida como la capacidad de ejecutar un conjunto de tareas sin intervención humana o con mínima intervención.[9]

Los sistemas de IA representan un salto cualitativo en la historia de la tecnología, pues se trata de los primeros sistemas tecnológicos cuyo funcionamiento mejora de manera automática y adaptativa por encima de las capacidades con las cuales fueron diseñados originalmente. La capacidad de auto-mejoramiento adaptativo –que se basa en la información que reciben de sus entornos, codificada en forma de datos digitales– es la mayor novedad que representan los sistemas de IA.

Pese a la enorme complejidad técnica implícita en los sistemas de IA, la idea subyacente a su funcionamiento es relativamente simple: se usan métodos estadísticos y probabilísticos para identificar correlaciones en grandes series de datos con el objetivo de hacer predicciones y tomar decisiones de manera automatizada. Por ello, autores como Ajay Agrawal, Joshua Gans y Avi Goldfarb (2018) consideran

8 "El poder clave de un sistema de IA reside en su lógica operacional" (OECD, 2019: 22).

9 Aunque los sistemas de IA son diseñados para ejecutar tareas sin necesidad de validación o intervención humana inmediata, sus objetivos son definidos previamente por humanos, sea implícita o explícitamente (OECD, 2024).

que los sistemas de IA son básicamente "máquinas predictivas". Por ejemplo, los chatbots como ChatGPT o Gemini no piensan ni entienden lo que escriben, sino que están diseñados para predecir, a partir de métodos estadísticos, cuál es la palabra que resulta más adecuado usar a continuación en un texto, en función de la indicación recibida y de las palabras que le anteceden.[10]

En términos económico-políticos, la importancia de la IA radica en que es simultáneamente una tecnología de propósito general –es decir, que se puede aplicar potencialmente en todas las actividades económicas y sociales– y una tecnología de vanguardia (Trajtenberg, 2019; Eloundou *et al*., 2023). Debido a su uso transversal y potencialmente generalizado, la IA apunta a reestructurar los procesos económicos –producción, circulación, consumo– y a transformar el conjunto de la vida social. Por esa razón, es común que se afirme que la IA es la "nueva electricidad" (Kelly, 2014; Lynch, 2017): de manera análoga a lo que sucedió a inicios del siglo XX con la energía eléctrica, se prevé que en los próximos años el uso de la IA transformará la manera en que se llevan a cabo la mayoría de las actividades económicas y las prácticas sociales. Por otra parte, en tanto tecnología de vanguardia, la IA expande el campo de lo posible y redefine las fronteras tecnológicas del capital, lo que permite la apertura de espacios inéditos de valorización al incorporar nuevos ámbitos de la vida social a la lógica del capital, además de impulsar formas perfeccionadas de explotación y control de lxs trabajadorxs.

Debido a estas características, empresarixs y analistas consideran que la IA es la tecnología más transformadora de una generación, cuyo uso modificará radicalmente la forma en que se hacen los negocios y contribuirá a dar solución a algunos de los mayores problemas del capitalismo contemporáneo. Actualmente, hay grandes expectativas sobre el potencial de su uso para reconfigurar los procesos de reproducción social, crear nuevos espacios de acumulación, apuntalar la rentabilidad, reducir los costos laborales y reorganizar las relaciones de poder capitalistas.

---

10 Debido a que los grandes modelos de lenguaje (*large language models*, LLMs) no son capaces de entender el significado del texto que procesan, Bender *et al*. (2021) se han referido a ese tipo de sistemas de IA como "loros estocásticos".

¿Inteligencia? ¿Artificial?

Existen numerosas polémicas en torno a la forma en que se define a la IA. Como se señaló anteriormente, en las conceptualizaciones seminales se planteaba que el objetivo del área consistía en producir sistemas "inteligentes". Una de las definiciones pioneras es la propuesta por Marvin Minsky, fundador del prestigioso Laboratorio de IA del Instituto de Tecnología de Massachusetts (MIT), quien la definió como "la ciencia de hacer que las máquinas hagan cosas que requerirían inteligencia si las hiciera un humano" (Minsky, 1968: v). Ese tipo de definiciones prevalecen hasta ahora. Por ejemplo, en uno de los manuales más usados para la enseñanza, Stuart Russell y Peter Norvig (2010) sostienen que la IA es el campo de la ingeniería que se encarga de "construir entidades inteligentes".

Se pueden plantear diversas críticas en torno a estos conceptos. En primer lugar, llama la atención la circularidad del planteamiento: se usa el término inteligencia tanto en el concepto que se busca definir como en la definición que se brinda, lo que resulta en una tautología muy poco esclarecedora. En segundo lugar, llamar "inteligentes" a las máquinas contribuye a la fetichización de la tecnología, pues se atribuye a los objetos características que no tienen al ser exclusivas de lxs sujetxs que los producen. El hecho de que los sistemas de IA actuales no son realmente inteligentes es reconocido incluso por algunxs de lxs más entusiastas impulsorxs de esa tecnología. Por ejemplo, Agrawal, Gans y Goldfarb (2022) argumentan que los sistemas de IA no aportan inteligencia, sino que brindan la capacidad de realizar predicciones de manera automática al identificar correlaciones estadísticas de manera automatizada en grandes series de datos.

De igual forma, se ha cuestionado la idea según la cual los sistemas de IA buscan semejar a la inteligencia humana, como se afirma en las definiciones pioneras. La inteligencia humana es muy amplia y tiene múltiples dimensiones; los sistemas de IA actualmente existentes son incapaces de replicarla en su conjunto. En cambio, se especializan en la realización de tareas específicas: el reconocimiento de imágenes, la asignación de publicidad personalizada, la generación de texto, entre otras. La capacidad de generalizar o trasladar el "aprendizaje" adquirido en un área hacia otra aún es muy limitada.

Además, en términos prácticos, las empresas no necesitan máquinas "inteligentes" que repliquen el funcionamiento del cerebro humano, sino sistemas tecnológicos que les permitan elevar la productividad, aumentar la producción de plusvalor, incrementar la apropiación de ganancias y ser más competitivas frente a sus concurrentes. Dicho de otro modo, para que los sistemas de IA sean útiles y sirvan a la acumulación, no es necesario que piensen, así como no es necesario que los brazos robóticos desarrollen el sentido del tacto y sientan la tersura de una flor para ser útiles. En ese sentido, al contrario de lo que plantea la retórica corporativa, el objetivo pragmático que impulsa el desarrollo de la IA no es replicar o imitar la inteligencia del cerebro humano, sino apropiarse de ganancias y concentrar el ejercicio del poder, para lo cual capturan la inteligencia del trabajo colectivo y de las relaciones sociales, con miras a la automatización del trabajo intelectual (Pasquinelli, 2023).

Recientemente, Kate Crawford (2022: 113) ha puesto en cuestión la denominación de "inteligencia artificial" para referirse a estos sistemas tecnológicos. En su *Atlas de inteligencia artificial* la autora argumenta que "las formas contemporáneas de la IA no son artificiales ni inteligentes". En primer lugar, Crawford impugna la idea de que los sistemas tecnológicos sean inteligentes, pues considera que la manera en que la agenda de investigación dominante en la IA concibe la inteligencia es reduccionista y simplista: la entiende como la manipulación de símbolos, independientemente de las relaciones sociales, los contextos históricos, culturales, etc. En segundo lugar, al cuestionar lo "artificial" de la IA, Crawford afirma que lo que subyace a las capacidades de esos sistemas tecnológicos es la *inteligencia natural* de lxs trabajadorxs que los producen: personal científico y técnico especializado, etiquetadorxs de datos, moderadorxs de contenido, entre otrxs.

En una línea de argumentos similar, autorxs como Astra Taylor (2018) y Jathan Sadowski (2018) han puesto en cuestión la supuesta autonomía de los sistemas de IA al señalar las prácticas de falsa automatización –denominadas con el neologismo *fauxtomation*–, en las que tareas supuestamente automatizadas mediante sistemas de IA en realidad son llevadas a cabo por trabajadorxs, que las desempeñan de manera remota –comúnmente, desde el Sur Global–, subcontratadxs con bajos salarios, en condiciones precarias e invisibilizados por las plataformas.

Al respecto, Jathan Sadowski (2018) señala que "muchos sistemas de IA son, en gran parte, ilusiones técnicas diseñadas para engañar al público".

Otra deficiencia del uso del término "inteligencia artificial" es que, además de referirse a un área de investigación científica y de innovación tecnológica, se ha convertido en una etiqueta de mercadotecnia que las empresas usan para atraer inversionistas y vender más mercancías, haciendo creer que su producto es más novedoso que el de sus competidores –y, en muchas ocasiones, más innovador de lo que realmente es. En enero de 2024, en plena efervescencia del entusiasmo por la IA desatado por el lanzamiento de ChatGPT, la periodista Emilia David (2024) de *The Verge* comentaba con ironía que en el Consumer Electronics Show –el evento de tecnologías para el consumo más importante del mundo, que se organiza al inicio de cada año– todos los productos decían incorporar IA, incluso cuando no la tuvieran o funcionaran igual que antaño. Este uso laxo o propagandístico del término "inteligencia artificial" añade ruido al análisis, pues dificulta distinguir entre la retórica corporativa y la realidad.

Actualmente, el término IA sirve como un paraguas bajo el cual se agrupan tecnologías cuyos usos son muy diferentes: desde la visión por computadora y el reconocimiento de patrones, hasta los grandes modelos de lenguaje que generan texto de manera automatizada. Reconociendo la imprecisión y ambigüedad del término, en buena parte de la bibliografía técnica sobre el tema se opta por hablar sobre aprendizaje automático [*machine learning*] o aprendizaje profundo [*deep learning*], por las técnicas de procesamiento que permiten que las computadoras "aprendan" de los datos y que forman parte del enfoque actualmente dominante en el desarrollo de la IA.

No obstante, a pesar de las críticas formuladas al concepto –que en general considero adecuadas–, a lo largo de este libro se habla sobre IA, pues esa es la forma en que comúnmente se denomina en las ciencias sociales y humanidades a los sistemas tecnológicos que modifican de manera automática y adaptativa sus capacidades a partir de los datos digitales sobre sus entornos físicos y virtuales. Al hablar aquí sobre IA no asumo que esos sistemas son efectivamente inteligentes. Por el contrario, sostengo que se trata de sistemas tecnológicos que capturan la inteligencia del trabajo colectivo y de las relaciones sociales, lo que permite

la automatización de algunas tareas que hasta ahora eran propias del trabajo intelectual, como el reconocimiento de imágenes, la redacción de documentos, la identificación de patrones, la supervisión de procesos, entre otros.

Por otra parte, a diferencia de lo planteado por Crawford, considero que la IA es efectivamente artificial, en el sentido etimológico del término: se trata de un producto del ingenio y de la industria humanos.[11] Al igual que todos los objetos tecnológicos, la IA es un producto histórico de las capacidades del trabajo y el intelecto humanos. Reconocer que la IA es un artificio no conduce, como sugiere Crawford, a perder de vista que sus capacidades son subsidiarias de las capacidades humanas y dependen del trabajo inmediato de etiquetadorxs, programadorxs, personal técnico, etc. Por el contrario, en la manera en que propongo pensar la cuestión aquí, señalar que la IA es un artificio pone de relieve que la producción de tecnologías es una forma en que los capitales se apropian de las capacidades de lxs trabajadorxs y las ponen a su servicio.

El contenido del libro

Actualmente, hay un amplio y creciente conjunto de investigaciones sobre la IA, en el cual el tema se trata desde los más variados enfoques y perspectivas disciplinarias. La investigación que aquí se presenta dialoga con el área emergente de los estudios críticos sobre la IA, que se ha interrogado sobre los impactos sociales de los sistemas de IA, así como por la manera en que contribuyen a reproducir relaciones de poder y dominación en la sociedad contemporánea. Dentro de esa dinámica y estimulante área de investigación, en este libro adopto un enfoque particular, al proponer un análisis económico-político de la IA que se interroga sobre los imperativos económicos que rigen su diseño y uso, sobre su materialidad, las condiciones tecnológicas que han hecho posible su auge reciente y sobre algunos de sus impactos en los procesos de acumulación del capital.

---

11 La palabra "artificial" viene del latín *artificialis*, que significa "hecho por el ser humano" (o por el "hombre", como dicen las definiciones clásicas).

El libro está conformado por la introducción, cuatro capítulos y las conclusiones. En el primer capítulo se discute la no neutralidad de la tecnología, particularmente de la IA. Argumento que en la sociedad moderna las tecnologías no son objetos neutrales, sino que son una materialización del imperativo de valorización y están orientadas a cumplir los intereses de la clase capitalista –el agrupamiento social que dirige y organiza la reproducción social bajo su "mando despótico" (Marx, 2011). Al estar regidas por el imperativo de apropiación de ganancias y orientadas a garantizar los intereses de una clase en particular, las tecnologías son la continuación de la política por otros medios. La IA no es una excepción en relación con esas características de las tecnologías modernas, sino su concreción más reciente y compleja hasta el momento. Identificar que la IA es una tecnología orientada fundamentalmente a la valorización del capital es relevante para poner en cuestión algunos de los discursos hegemónicos que la plantean como una tecnología inherentemente benéfica, que contribuye al bienestar del conjunto de la sociedad, así como para comprender por qué sus impactos se distribuyen de manera desigual entre diferentes agrupamientos sociales. De igual forma, al plantear que la IA no es neutral busco llamar la atención sobre la necesidad de la disputa política por su regulación y control social.

En el capítulo 2 discuto la materialidad de la IA, a propósito de señalar las principales condiciones tecnológicas que han permitido su auge reciente. Al contrario de lo que plantea el discurso corporativo, cuyas metáforas desorientadoras –como la idea de la "nube"– sugieren que se trata de una tecnología etérea o incorpórea, la IA es producto de una vasta y compleja materialidad. En ese sentido, propongo entender a la IA como una megamáquina, un sistema sociotécnico cuya producción requiere de la socialización objetiva de innumerables procesos de producción e infraestructuras que se extienden por todo el planeta. De los numerosos elementos necesarios para su implementación, se identifican cinco que son estratégicos: 1) la extracción masiva y acelerada de datos digitales, cuya producción y captura hace posible un conocimiento detallado del mundo físico y de las prácticas sociales en entornos virtuales; 2) el aumento y abaratamiento de la capacidad de cómputo, así como la producción de chips especializados que son más adecuados para el procesamiento paralelo y distribuido de datos necesario para la IA; 3) la mejora en las técnicas de procesamiento –en particular, el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo–, diseñadas para que los sistemas computacionales modifiquen

de manera adaptativa sus parámetros y mejoren paulatinamente sus capacidades; 4) la construcción de grandes infraestructuras de procesamiento, conocidas como centros de datos, que son la infraestructura clave para la producción de la IA; y 5) la mejora en las redes de telecomunicaciones, como los cables submarinos de fibra óptica y las redes 5G, que permiten acelerar y masificar el tráfico de datos. Estos elementos se encuentran bajo el control de un reducido número de grandes empresas, lo que permite un control cada vez más concentrado de las condiciones clave para la implementación de la IA.

En el tercer capítulo, planteo un análisis crítico del impacto de la IA en los procesos de acumulación. Argumento que actualmente la adopción de la IA es heterogénea, concentrada, polarizada y jerárquica. En esas circunstancias, su adopción no conduce a una revolución en las condiciones generales de la producción, sino que tiene un efecto polarizante y tiende a reforzar la desigualdades entre empresas, industrias y regiones. En esa medida, las empresas que lideran la adopción de la IA tienden a conformarse como archipiélagos de alta productividad y apropiación de ganancias extraordinarias, en medio de un mar de empresas y actividades poco productivas, con bajo dinamismo y exigua rentabilidad. En su conjunto, estas características de adopción de la IA tienden a consolidar la posición de las grandes corporaciones y sirven como una poderosa palanca para la centralización del capital.

El capítulo 4 se centra en la dependencia tecnológica de América Latina y en las implicaciones de la adopción de la IA en la región. A partir de una revisión de algunas fuentes estadísticas, muestro que la participación de América Latina en la producción de los componentes esenciales para el funcionamiento de la IA es marginal o nula. Además, todos los ámbitos clave para la implementación de esta tecnología —la extracción de datos, las infraestructuras para el procesamiento, los procesos de innovación en el área, entre otros— son controlados por las grandes empresas transnacionales, particularmente por las que tienen sede en Estados Unidos. El hecho de que las economías latinoamericanas no sean capaces de producir esos medios de producción de vanguardia resultantes de procesos intensivos en tecnología y conocimiento implica que deben importarlos en gran escala, lo que a su vez acarrea múltiples formas de transferencias de valor hacia el exterior: intercambio desigual, repatriación de ganancias de la inversión extranjera directa, pagos por el uso de propiedad intelectual, entre otras. Estas

transferencias de valor hacia el exterior diezman las posibilidades endógenas de acumulación y de desarrollo orgánico de las fuerzas productivas, al tiempo que generan formas diferenciadas de reproducción del capital entre los países dominantes y dependientes, lo que conduce a reproducir en escala ampliada la dependencia tecnológica de América Latina. En estas circunstancias, aun cuando el uso de la IA tenderá a extenderse en Latinoamérica, su adopción se da en condiciones de asimetría y heteronomía, que afianzan la posición subordinada de la región en la división internacional del trabajo y en el sistema mundial capitalista.

Ante un tema tan amplio, novedoso y complejo como la IA, solo la reflexión y el debate colectivos pueden ofrecer claves para su comprensión. Espero que este libro contribuya un poco a tan ardua labor y que brinde algunos argumentos relevantes para el entendimiento crítico de una de las tecnologías más importantes de nuestro tiempo, así como al necesario debate económico-político en torno a sus impactos y la necesidad de su control social.

La inteligencia artificial no es neutral[12]

A partir del lanzamiento del chatbot ChatGPT en noviembre de 2022, la IA ha estado en el centro del debate público, que la recibió con una mezcla de entusiasmo y perplejidad. La presencia de este chatbot de IA generativa en los medios y en las conversaciones ha sido tan persistente que el semanario británico *The Economist* (2023) consideró que la palabra más importante del año 2023 fue precisamente "ChatGPT". Aunque ha atraído toda la atención, este sistema de IA es solo la cara más visible de un proceso de cambio tecnológico más amplio que actualmente está en curso. El chatbot, desarrollado por la empresa OpenAI, es un ejemplo de IA generativa, específicamente de los grandes modelos de lenguaje (o modelos de lenguaje de gran tamaño, LLMs por sus siglas en inglés). No obstante, la IA es mucho más amplia que los sistemas de generación de texto. Entre los usos más importantes de la IA en la actualidad se encuentran la gestión automatizada de activos financieros, los sistemas de recomendación personalizada (usados por Facebook, Amazon y Google, entre otras), el reconocimiento facial y de imágenes, la traducción de textos, la autoconducción de vehículos, así como algunas aplicaciones en la robótica industrial. Las aplicaciones de esta tecnología se extienden día con día.

Recientemente, se ha hablado mucho sobre las repercusiones de la IA. En los medios de comunicación, la atención se centra en sus implicaciones para la privacidad de lxs usuarixs y en la posibilidad de que sirva para generar y difundir noticias falsas. En el ámbito académico, las preocupaciones se centran en temas como los sesgos de los resultados de los sistemas de IA, su uso para generar desinformación, su falibilidad o en su impacto sobre el empleo. No obstante, hay un aspecto fundamental que en muchas ocasiones se pasa por alto: ¿qué imperativos rigen el diseño y uso

12 Una primera versión de este texto se publicó en *El Viejo Topo*, número 426-427, julio-agosto de 2023.

de la IA? Obviar esta cuestión nos hace perder de vista algo esencial: la IA es un medio para la acumulación del capital, por lo cual su desarrollo e implementación está regido e impulsado por el imperativo de valorización, rasgo característico del capitalismo como sistema histórico.

¿La ciencia y la tecnología son neutrales?

La pregunta por la neutralidad es un cuestionamiento clásico en los estudios sobre la relación entre ciencia, tecnología y sociedad. En un libro pionero sobre el tema, el científico marxista irlandés John D. Bernal (1946 [1939]) señalaba que hasta inicios del siglo XX en Europa occidental la mayoría de las personas creía que "la ciencia era a la vez la flor más noble de la mente humana y la fuente más prometedora de beneficios materiales", cuya principal función era contribuir al bienestar general de la humanidad. Asimismo, entre lxs científicxs predominaba una imagen idealizada de la ciencia, según la cual esta se encargaba únicamente de la búsqueda desinteresada de la verdad, independientemente de los intereses económicos, así como de las condiciones históricas y sociales de su producción.

La percepción sobre la función social de la ciencia y la tecnología cambió de manera significativa durante el periodo al que Eric Hobsbawm (2010) llamó la "era de las catástrofes". Las guerras, el desempleo tecnológico, los campos de exterminio nazis –cuyas prácticas se ensayaron primero en el genocidio de los herero y nama en la actual Namibia–, los bombardeos atómicos llevados a cabo por Estados Unidos en Hiroshima y Nagasaki, entre otros procesos, dejaron claro que la ciencia no era "pura" como se creía y que sus aplicaciones tecnológicas, además de traer consigo beneficios materiales, tenían un potencial destructivo hasta entonces inimaginable. No es de extrañar que en ese contexto surgiera un amplio debate sobre las implicaciones sociales de la ciencia e incluso se cuestionara la importancia misma del pensamiento científico.

La forma idealizada de entender la ciencia descrita críticamente por Bernal se inscribe en lo que se conoce como "cientificismo". El cientificismo es "la idea de que la ciencia es desinteresada y extra-social, que sus enunciados de verdad se sostienen por sí mismos sin apoyarse en afirmaciones filosóficas más generales y que la ciencia representa la única forma legítima del saber" (Wallerstein, 2005: 19). Para Wallerstein –quien argumentó a favor de la ciencia y en contra del cientificismo–, hacer ciencia de manera crítica exige reconocer que esta es un producto socialmente determinado y que las decisiones científicas –sobre qué se investiga y cómo se hace, pero también sobre aquello que *no* forma parte de las agendas de investigación o cuyo financiamiento *no* se considera prioritario– están impregnadas de valores, intereses, objetivos, etc.

A pesar del largo historial de críticas al uso de la ciencia y la tecnología en los siglos XIX y XX, en la actualidad el cientificismo y el optimismo tecnológico[13] siguen siendo muy extendidos. Existen dos perspectivas muy comunes en torno a las tecnologías: la instrumental y el solucionismo tecnológico.

Una concepción muy difundida sobre la tecnología –cuya resonancia en los debates académicos es poca, pero es importante porque está muy presente en el sentido común– es la que podríamos llamar instrumental: considerar que las tecnologías son simplemente instrumentos, que no encarnan ninguna finalidad política o económica, y cuyas implicaciones serán positivas o negativas según el uso que los sujetos sociales hagan de ellas. La cuestión, se diría desde esta perspectiva, no son las tecnologías en sí, pues son simples objetos neutrales, sino el uso que se hace de ellas. Este enfoque puede parecer adecuado cuando se trata de objetos tecnológicos simples, como un cuchillo, cuyos resultados prácticos –cortar una pieza de pan o herir a otras personas, por ejemplo– difieren según la manera en

13 El optimismo tecnológico es la ideología que asume que la tecnología es el medio que conduce al progreso social, en un proceso siempre ascendente. Para una crítica de la ideología del optimismo tecnológico, véase –entre otros– Schmucler (1995). La crítica del tecno-optimismo que aquí se formula no debe interpretarse –de manera dicotómica– como pesimismo tecnológico. Por el contrario, es un llamado a problematizar las tecnologías, a asumir una actitud crítica frente a ellas y a comprenderlas como productos en los cuales se objetivan tanto las capacidades como las contradicciones de las sociedades que los fabrican y usan.

que se use. No obstante, este planteamiento se vuelve menos convincente al analizar tecnologías más complejas y avanzadas, como la bomba atómica o los organismos genéticamente modificados. ¿En verdad las bombas atómicas son neutrales y sus impactos serán positivos o negativos dependiendo de cómo se usen? ¿Se puede argumentar que los transgénicos –cuyo uso atenta contra la biodiversidad, implica la privatización del acceso a las semillas y requiere la aplicación sistemática de agroquímicos que provocan graves daños sociales y ambientales– son neutrales y no una expresión de intereses específicos, así como de una forma instrumental de entender la vida? Parece difícil sostener que los sistemas tecnológicos más complejos de nuestro tiempo son neutrales y que no son la encarnación de determinados intereses u objetivos.[14]

Por otra parte, Evgeny Morozov (2016) llama "solucionismo tecnológico" a la creencia según la cual todos los problemas de las sociedades, desde el cambio climático y la extinción de especies, hasta la corrupción y el insomnio, pueden solucionarse mediante la aplicación de nuevas tecnologías. El solucionismo tecnológico es el dogma de Silicon Valley: si los problemas existen es porque las *startups* y los emprendedores aún no han desarrollado una solución tecnológica adecuada para ellos. El solucionismo concibe al cambio tecnológico como un proceso intrínsecamente benéfico y progresivo, pues es el medio más eficiente para resolver cualquier dificultad. En definitiva, este discurso contribuye a *despolitizar* tanto a las tecnologías como los problemas que supuestamente buscan resolver.

Ambas perspectivas son sumamente funcionales a quienes detentan la propiedad y el control de las tecnologías, pues llevan a que se piense en ellas como objetos autónomos, incluso como encarnaciones del progreso, que tienen sus propios fines y se rigen por sus propias lógicas. Harry Braverman (1981) se refirió a esta manera de pensar la tecnología en los siguientes términos:

> se ha vuelto de moda atribuir a la maquinaria poderes sobre la humanidad que en realidad surgen de relaciones sociales. [...] La máquina, el mero producto del trabajo y el ingenio humano, diseñado y construido por humanos y alterable por ellos a voluntad, es considerada

14 Sobre la discusión de si los sistemas tecnológicos tienen cualidades políticas, véase el texto clásico de Winner (1980).

> como un participante independiente en los ajustes sociales humanos. Se le da vida, entra en 'relaciones' con los trabajadores, relaciones fijadas por su propia naturaleza, se le dota del poder de moldear la vida de la humanidad, y a veces incluso se le otorgan designios sobre la raza humana (Braverman, 1981: 267).

Un ejemplo típico de este tipo de actitudes hacia la tecnología es cuando en los medios de comunicación se señala incansablemente que la IA nos va a quitar nuestro trabajo. Señalamientos como este son problemáticos al menos en dos sentidos. Por un lado, porque asume que hay algo inevitable en el uso de la IA para destruir puestos de trabajo y generar desempleo tecnológico. Por otro, porque atribuye a los sistemas tecnológicos una capacidad de influir sobre los asuntos humanos, capacidad que no resulta de los objetos mismos, sino de las relaciones sociales que las producen y moldean. En realidad, si la maquinaria capitalista conduce a la destrucción de puestos de trabajo no es porque eso esté inscrito de manera inevitable en el uso de todo sistema tecnológico, sino que es resultado de los imperativos e intereses que impulsan su uso y están objetivados en ella.

Estas interpretaciones sobre las tecnologías como productos independientes de las relaciones sociales son fetichistas, en el sentido que Karl Marx dio a ese concepto en su análisis crítico sobre la forma de sociabilidad que caracteriza al capitalismo: "los productos de la mente [y la mano] humana[s] parecen figuras autónomas, dotadas de vida propia" (Marx, 2011: 89).

A contrapelo de esas perspectivas fetichistas, desde los estudios críticos sobre las tecnologías se ha argumentado que estas son productos sociales, cuyas características están determinadas por las condiciones históricas de su producción. En todos sus aspectos, desde su diseño hasta su uso, las tecnologías son una corporificación de las relaciones de poder, imperativos, formas de entender el mundo, valores, etc., de las sociedades que las producen y las usan.[15]

---

15 Como señalan James Muldoon y coautores, "al contrario de lo que creían los antiguos griegos, la tecnología no es un regalo de los dioses. Está forjada por manos humanas y está marcada indeleblemente por el mundo de sus creadores. [...] si se analiza con cuidado, estos productos están moldeados de manera sutil por valores y deseos, que codifican sistemas de saber y poder dentro de su diseño. Nunca se puede separar completamente un objeto del contexto en el que se ha diseñado y construido" (Muldoon *et al*., 2024: 64).

El sentido común sugiere que los objetos carecen de cualidades políticas. No obstante, al analizar las tecnologías, se debe prestar atención a tres dimensiones: los intereses que incorporan, los imperativos que las rigen y los impactos generados por su uso (Sadowski, 2020). Toda tecnología es el resultado de procesos y elecciones sociales, en los que se priorizan los intereses de determinados agrupamientos sociales; a la inversa, los de otros grupos son excluidos o invisibilizados. La tecnología es una manera de materializar *intereses* y de dar forma a la vida social, lo que entraña un proceso eminentemente político. Asimismo, las tecnologías están regidas por determinados *imperativos*, los encarnan y tienden a reproducirlos en el tiempo. Al hablar sobre imperativos hago referencia a las exigencias u objetivos que tienen mayor influencia y alcance al determinar cómo funcionan y se usan las tecnologías. Finalmente, en las sociedades basadas en relaciones de explotación y dominación, los *impactos* de las tecnologías se distribuyen de manera desigual entre agrupamientos humanos: hay algunos que se benefician de manera desproporcionada con su uso, mientras que otros padecen las afectaciones que generan. En buena medida, la dificultad de analizar las tecnologías radica en que esos intereses e imperativos están encarnados en cosas, lo que encubre su carácter político y el de sus impactos. En definitiva, la tecnología es la continuación de la política por otros medios.

En la sociedad moderna, las tecnologías son la objetivación de múltiples relaciones de poder de género, raza y clase, así como de una concepción instrumental sobre la naturaleza. Todas esas relaciones son constitutivas del capitalismo como sistema histórico, se imbrican y retroalimentan, dando lugar a una compleja trama de explotación y dominación. Sin negar la importancia de ninguna de ellas, en este libro hago énfasis en la manera en que las tecnologías –específicamente, los sistemas de IA– están subsumidas a la lógica del capital, pues responden a los intereses de la clase capitalista, su diseño y uso se rige por el imperativo de valorización, y tienen impactos desiguales entre clases sociales, así como entre diferentes fracciones al interior de la clase capitalista.[16]

16 Aunque el tema excede los límites trazados para este texto, conviene señalar que otro imperativo que históricamente ha tenido gran relevancia para el desarrollo tecnológico en la sociedad moderna es el de producir tecnologías de guerra para garantizar la supremacía militar de los Estados, en particular en la disputa por la hegemonía mundial.

La IA no es neutral

Al hablar sobre la no neutralidad de la IA, la idea más común se refiere a los "sesgos" en los datos: si los datos digitales con los que se entrena un determinado modelo son parciales, sus resultados reproducirán esos sesgos. Un ejemplo típico en este sentido son los sistemas de IA usados para el reclutamiento de personal en Estados Unidos. Esos sistemas se entrenan con información pretérita sobre edad, escolaridad, género, origen étnico, etc., de quienes han ocupado los puestos de gerencia en el pasado; a partir de esas informaciones, los sistemas de IA automatizan la selección de las personas consideradas idóneas para ocupar los cargos directivos. Transcurrido cierto tiempo, se detectó que el uso de esos sistemas resultaba en prácticas de discriminación algorítmica: se excluía de manera sistemática a mujeres y personas racializadas de la selección de perfiles idóneos. Al indagar las razones de tal exclusión, se identificó que se debía a la presencia de sesgos en las bases de datos usadas para entrenar esos sistemas: quienes históricamente habían ocupado los puestos de gerencia eran casi todos hombres, blancos, de edad avanzada, con estudios en universidades de élite (Chen, 2023). Como resultado de esos sesgos en los datos, los sistemas reprodujeron prácticas sexistas, elitistas y de segregación racial.

Conviene complejizar el argumento sobre los llamados "sesgos algorítmicos". Lo que la academia liberal llama "sesgos" es, en realidad, la expresión codificada del racismo, el patriarcado y las relaciones desiguales entre las clases. Si se considera su significado e implicaciones, resulta inadecuado hablar simplemente de sesgos; se trata de algo más complejo y profundo: de la codificación de las relaciones de explotación, opresión y dominio en los datos con que se entrenan los sistemas de IA. A partir de múltiples casos –que van desde temas como la identificación de baches en la vía pública hasta la discriminación en el acceso a los servicios de salud–, la bibliografía muestra de manera clara y convincente que los sistemas de IA conducen a reproducir las relaciones de poder y las desigualdades de las sociedades que los producen.

Otro tema ampliamente discutido en los estudios críticos sobre la IA es que esos sistemas reproducen las relaciones de poder desde su propio diseño, no solo por los datos con que se entrenan. Por ejemplo, las críticas feministas a la

IA han llamado la atención sobre que todos los asistentes de voz de las grandes empresas tecnológicas –Siri, Alexa, Cortana, entre otros– son diseñados con voces feminizadas. Lejos de tratarse de una casualidad, se trata de una decisión basada en prácticas y formas de entender el mundo según las cuales las mujeres son quienes deben estar siempre disponibles para brindar cuidados y atender de manera diligente a las necesidades de las demás personas. De esa manera, los sistemas de IA incorporan y reproducen *por diseño* –no por casualidad, ni por un error involuntario– la división sexual del trabajo, roles de género, valores, visiones de mundo, etc., propias del patriarcado capitalista (Woods, 2018; Schiller y McMahon, 2019).

Hay otra dimensión de la no neutralidad de la IA que las perspectivas convencionales sobre las tecnologías pasan por alto al considerarla tan "natural" como el aire que respiramos, pero que es decisiva para explicar su trayectoria y las condiciones de su uso. Al contrario de lo que afirman empresas como OpenAI, que sostiene que su objetivo es producir una IA que beneficie al conjunto de la humanidad,[17] la razón que impulsa el desarrollo de esta tecnología no es la búsqueda del bienestar social, ni hacer nuestra vida más sencilla y placentera al permitir que objetos otrora inertes aparentemente sean insuflados con vida e inteligencia ("Alexa: enciende la luz de la recámara"). Parafraseando la crítica de Karl Marx a John Stuart Mill en *El capital*, se puede decir que el objetivo de la IA –como el de toda la tecnología empleada por el capital– no es aligerar el proceso de trabajo ni servir para una satisfacción más plena de las necesidades sociales, sino acrecentar la producción de plusvalor y su apropiación como ganancia. Ese es el objetivo fundamental al cual responde la IA, el imperativo ineludible en torno al cual se organiza su diseño y uso.

Lo anterior no significa ignorar que otras relaciones sociales están presentes en el diseño y uso de los sistemas de IA; tampoco, que la acumulación del capital sea la única relación social presente en esta. El racismo, el patriarcado, la instrumentalización de la naturaleza, etc., son constitutivos del capitalismo como sistema histórico y como tales están presentes en los sistemas tecnológicos. No obstante,

17 En el sitio web de OpenAI, la empresa detrás de ChatGPT, se señala: "nuestra misión es garantizar que la IA general beneficie a toda la humanidad" (OpenAI, s.f.).

lo decisivo para su uso es que sirvan al imperativo de valorización. Dicho de otro modo, el criterio definitorio que motiva a las empresas para desarrollar y usar la IA no es que refuerce las relaciones patriarcales –aunque sin duda contribuye a ello–, ni que reproduzca racismo y *blanquitud* –pese a que eso también sucede de múltiples maneras. Lo decisivo y fundamental para que la IA se use –o no– es que permita la apropiación creciente de ganancias, que sirva para la acumulación del capital y reproduzca el poder de clase. La lógica de la valorización es la principal fuerza impulsora del cambio tecnológico en la moderna sociedad capitalista.

En un intento por hacer frente a las críticas por sus sistemas de IA que reproducen algunos de los rasgos más lesivos del sexismo, los gigantes de Silicon Valley han simulado ser feministas e incluyentes al añadir la opción para que sus asistentes de voz tengan voces masculinas. De manera análoga, empresas como Google han reconocido que sus sistemas de reconocimiento facial confunden regularmente a las personas afrodescendientes con gorilas, lo que hace eco de siglos de discursos racistas y supremacistas, y han intentado –sin éxito– resolver ese problema (Grant y Hill, 2023). Asimismo, las grandes corporaciones tecnológicas hacen *greenwashing* e intentan eludir su responsabilidad en la destrucción del ambiente al prometer que hacia 2030 tendrán emisiones de carbono negativas (Microsoft, 2020; Google, s.f.), pese a que sus emisiones de carbono aumentan sin cesar (Kerr, 2024). Sin embargo, un aspecto que no está ni puede estar en cuestión para las grandes corporaciones que los desarrollan es que los sistemas de IA respondan a la lógica de la valorización, pues esa es su finalidad decisiva, el objetivo incuestionable al que sirven.

La subordinación de la IA a la lógica del capital conduce a que algunos de sus usos potenciales que son socialmente útiles se dejen de lado debido a que no son rentables, así como a que las clases subalternas sean excluidas al no poder pagar por ellos. En contraste, otros usos socialmente superfluos e incluso destructivos –como la publicidad personalizada, la interferencia en procesos electorales al moldear las preferencias políticas de los votantes o su uso para automatizar el genocidio del pueblo palestino (Abraham, 2024)– son llevados adelante pese a sus evidentes efectos dañinos, pues resultan rentables y contribuyen a reproducir las relaciones de dominación vigentes. El imperativo de generar ganancias determina la forma en que se usan los sistemas de IA, de tal manera que sirven fundamentalmente a la

explotación y al dominio, no a la satisfacción autodeterminada de las necesidades sociales u otros objetivos como la liberación del tiempo social.

La no neutralidad de los sistemas de IA resulta aún más clara al considerar sus implicaciones socioambientales, tanto globales como locales. Por un lado, a pesar de que el cambio climático es el mayor problema al que se enfrentan las sociedades contemporáneas –uno que incluso pone en riesgo la vida en el planeta tal como la conocemos–, las grandes empresas tecnológicas aumentan aceleradamente sus emisiones de gases de efecto invernadero al incrementar su capacidad de procesamiento y su consumo de energía eléctrica, como parte de la carrera desenfrenada por el liderazgo tecnológico. Por ejemplo, en su informe ambiental de 2024, Google (2025) señaló que el consumo de electricidad de sus centros de datos se duplicó desde el año 2020. En 2024, el consumo de electricidad de los centros de datos de Google fue de 32.7 terawatts-hora, un consumo energético similar al de Irlanda o Ecuador, y superior al de más de 120 países. Como resultado, las emisiones de gases de efecto invernadero de las empresas tecnológicas crecen aceleradamente: han aumentado 54% entre 2019 y 2024 en el caso de Google (2025: 105), y 40% entre 2020 y 2023 en el de Microsoft (2024: 3). Al mismo tiempo, como si nada de esto sucediera, las grandes empresas redoblan sus esfuerzos por hacer *greenwashing*: anuncian que pronto tendrán emisiones netas de carbono iguales a cero, compran permisos para contaminar –los llamados "bonos de carbono"–, invierten en engañosas técnicas de geoingeniería –como la captura de carbono– e incluso reactivan plantas nucleares que ya habían cerrado –como sucede en el reactor nuclear de Three Mile Island, lugar del accidente nuclear más grave en la historia de Estados Unidos, que abastecerá de electricidad a las operaciones de IA de Microsoft (Luscombe, 2024).

Por otro lado, los centros de datos en los que se lleva a cabo el procesamiento de la IA ya están dejando sin agua a las comunidades aledañas a los lugares donde se instalan. Los centros de procesamiento de datos consumen enormes cantidades de agua como un mecanismo de refrigeración, para mantener bajas temperaturas y así evitar que los servidores –computadoras que están en funcionamiento todo el día, todos los días– se sobrecalienten y se descompongan. En 2024, la extracción de agua de los centros de datos de Google (2025: 110) superó los 37 mil millones de litros de

agua; la cantidad de agua extraída por esta empresa es suficiente para abastecer el consumo total del líquido en una gran ciudad como Londres durante 14 días.[18]

Una parte importante de los centros de datos en construcción se encuentran en regiones áridas, donde poblaciones ya viven con escasez de agua (Barrat y Gambarini, 2025). Microsoft (2024: 6) reconoce que 41% de la extracción de agua para sus centros de datos se realiza en zonas con estrés hídrico; en el caso de Google (2025: 110), ese porcentaje asciende a 28%. Este aparente sinsentido se explica porque las grandes empresas tecnológicas han descubierto que al instalar centros de datos en regiones con baja humedad ambiental se reduce la corrosión de los chips en los que procesan y almacenan información (Barrat y Gambarini, 2025). De esta manera, dueños y directivos de las grandes empresas tecnológicas priorizan su capital fijo sobre el derecho de las comunidades a acceder al agua.

La instalación de centros de datos genera graves afectaciones en las comunidades locales, cuya reproducción y modo de vida dependen de la agricultura, sea comercial o de subsistencia. Este tipo de afectaciones se han documentado en las más diversas regiones en todos los continentes, desde Chile, Uruguay, México, el estado Español, Estados Unidos, Sudáfrica, China, Australia, entre muchos otros. Frente a los graves impactos locales de los centros de datos sobre la disponibilidad de agua, emergen movilizaciones y proyectos organizativos, como "Tu nube seca mi río" en el Estado español[19] o movimientos en México y Uruguay que, con la consigna "no es sequía, es saqueo", se oponen a que las corporaciones tecnológicas dejen sin agua a las comunidades locales.

Las situaciones señaladas muestran con claridad que los intereses de unas pocas corporaciones capitalistas, impulsadas por el imperativo de valorización, se imponen sobre las necesidades de las comunidades locales y contribuyen a poner en riesgo al conjunto de las sociedades al agravar el cambio climático, todo lo cual genera impactos económicos y socioambientales que se distribuyen de manera sumamente desigual.

---

18 Cálculo hecho por el autor con base en Mayor of London (s.f.).

19 Su página web se puede consultar en https://tunubesecamirio.com/.

La IA no es democrática

Una implicación de lo anterior es que, en su configuración actual, la IA no es democrática, ni puede serlo en el capitalismo. En la década de 1990, el surgimiento de internet estuvo acompañado de un discurso que destacaba el potencial democratizador de las tecnologías digitales. En la tercera década del siglo XXI, el sueño tecnolibertario se convirtió en pesadilla: quien toma las decisiones que definen las características y la forma en que se usan las tecnologías digitales es un reducido grupo de personas ultra-ricas, que detentan la propiedad y control sobre las mayores empresas tecnológicas. Sus decisiones están orientadas a garantizar la acumulación de capital y a la consecución de sus intereses particulares, no del interés general.[20]

En ese sentido, si llamamos oligárquico a un régimen en el cual el poder para decidir sobre los asuntos de la vida en común es ejercido por un grupo minoritario, se puede concluir que la IA es una tecnología al servicio de una oligarquía de grandes capitalistas, que definen su trayectoria y las condiciones de su uso, mientras las afectaciones generadas se extienden a miles de millones de personas cuya capacidad de decisión al respecto es muy limitada. De igual manera se puede argumentar que, si se considera autoritario a un régimen en el cual lxs ciudadanxs están excluidxs de la toma de decisiones significativa y quienes ejercen el poder lo hacen sin limitaciones, la tecnopolítica de la IA se puede caracterizar como autoritaria (Sadowski, 2020).

De acuerdo con el listado de las personas más ricas del mundo elaborado por la revista Forbes en 2025, siete de las diez personas con mayor patrimonio neto son accionistas de empresas de tecnologías digitales. En su conjunto, estos siete

20 En ese sentido, Kate Crawford (2022: 29) señala que "los sistemas de IA son, al fin y al cabo, diseñados para servir a intereses dominantes ya existentes". Las decisiones sobre la IA no involucran únicamente su diseño, producción y condiciones de uso; también incluyen –de manera indirecta, pero crucial– la extracción de minerales, el uso de energía eléctrica, el uso de grandes cantidades de agua, entre otras, por lo cual sus implicaciones sociales, ambientales, territoriales, etc., se extienden más allá de su aplicación inmediata, afectando a los territorios y comunidades donde se instalan los centros de datos, así como al sistema-Tierra en su conjunto.

megamillonarios –Elon Musk (Tesla, X, SpaceX), Mark Zuckerberg (Meta, matriz de Facebook e Instagram), Jeff Bezos (Amazon, Blue Origin), Larry Elison (Oracle), Larry Page (Alphabet, matriz de Google), Sergei Brin (Alphabet) y Steve Balmer (Microsoft)– amasaban en ese año una fortuna equivalente a 1 billón 365 mil millones de dólares.[21] Son ellos los principales beneficiarios del actual régimen tecnopolítico oligárquico y autoritario, quienes lucran con vigilancia permanente, la desinformación, la precarización del empleo y la digitalización del genocidio. Esos magnates tecnológicos son los representantes más conspicuos del diminuto agrupamiento social que es propietario de la mayor parte de los medios de producción de vanguardia y que, en cuanto tal, toma las decisiones fundamentales sobre las condiciones de la vida en común y sobre el uso de las tecnologías.

No se debe ignorar la dimensión política presente en los sistemas de IA, pues hacerlo equivaldría a naturalizar las relaciones de explotación y dominación que los configuran, así como a asumir tácitamente que las tecnologías no son objeto de disputa. Al señalar que la tecnopolítica contemporánea está subordinada al mando despótico del capital, busco explicitar que los sistemas tecnológicos contemporáneos están diseñados para favorecer determinados imperativos e intereses sociales sobre otros, así como para excluir a la mayoría de la población –particularmente, a los grupos sociales más explotados y oprimidos, que probablemente serán los más afectados por los impactos del uso de la IA– de la toma de decisiones sobre la trayectoria de las tecnologías.

¿Pueden los sistemas de IA organizarse de manera democrática y beneficiar al conjunto de la población? Incluso dentro del capitalismo, hay un amplio margen para la regulación social de la IA.[22] Existen numerosas iniciativas que, mediante el establecimiento de marcos jurídicos, buscan imponer reglamentaciones institucionales a esta tecnología para regular la forma en que se usa, prohibir sus aplicaciones más riesgosas y mitigar sus efectos más perniciosos. El ejemplo más relevante hasta ahora de estas tentativas regulatorias es la Ley de IA de la

21 El listado se puede consultar en https://www.forbes.com/billionaires/.

22 Entre lxs autorxs que plantean la necesidad de la regulación social de la IA se encuentran Daron Acemoglu y Simon Johnson (2024), Carlota Pérez (2024) y Miguel Ángel Rivera Ríos *et al*. (2023).

Unión Europea, aprobada en marzo de 2024.[23] En cambio, en Estados Unidos, la reacción frente a los incipientes intentos por regular la IA ha sido clara: con el respaldo de las grandes tecnológicas estadounidenses, Donald Trump anunció que impondría una moratoria de una década para prohibir cualquier intento de reglamentar esta tecnología (Rogers y Morris, 2025).

Los esfuerzos por impulsar normativas son relevantes en tanto buscan moldear socialmente las tecnologías e imponer límites institucionales al poder del gran capital para decidir de manera unilateral sobre su diseño, producción y uso, que tienen implicaciones sociales significativas. Sin embargo, para que la IA estuviese regida por principios democráticos y sirviera a objetivos más amplios que la apropiación privada de ganancias sería necesario socializar su propiedad, así como redefinir colectiva y radicalmente su diseño, escala, los intereses a los que responde, los imperativos que rigen su uso, etc. Los sistemas de IA son un producto del trabajo colectivo y una objetivación de las capacidades sociales. La IA solo podría ser democrática cuando sea un medio de producción colectivo y se emplee conscientemente para la satisfacción de las necesidades de la sociedad; cuando se aproveche en común lo que es fruto del trabajo colectivo. La IA es una de las más complejas objetivaciones del trabajo y el conocimiento social; de lo que se trata es de reinventarla radicalmente para ponerla al servicio de las necesidades sociales autodeterminadas, así como de la emancipación humana y la liberación del tiempo social.

El creciente poder económico de los magnates tecnológicos y su estrecha asociación con la cúpula del poder político estatal se hizo evidente en la toma de posesión de Donald Trump para su segundo periodo como presidente de Estados Unidos, así como en la designación del ultraderechista Elon Musk al frente del llamado Departamento de Eficiencia Gubernamental (DOGE, por sus siglas en inglés). En este contexto, la disputa por la IA –por su regulación, control y propiedad– es uno de los mayores campos de lucha política de nuestro tiempo.

23 Un resumen en castellano de la Ley de IA de la Unión Europea puede consultarse en https://artificialintelligenceact.eu/es/high-level-summary/.

Ineficiencia artificial e irracionalidad capitalista

Uno de los argumentos recurrentes entre los apologistas del capitalismo para postular su presunta superioridad sobre otras formas de organización de la vida social es que en este sistema se promueve como nunca el desarrollo tecnológico. La incesante revolución de las condiciones tecnológicas y organizativas de la producción, impulsada por la búsqueda insaciable de ganancias y por las leyes coercitivas de la competencia, es sin duda una de las características históricas más notables del capitalismo como sistema histórico. Esta característica del capitalismo fue reconocida por sus críticos más importantes, como Karl Marx y Friedrich Engels, quienes en el *Manifiesto del Partido Comunista* señalaron tempranamente que

> la burguesía no puede existir sino a condición de revolucionar incesantemente los instrumentos de producción y, por consiguiente, las relaciones de producción, y con ello todas las relaciones sociales. La conservación del antiguo modo de producción era [...] la primera condición de existencia de todas las clases industriales precedentes. [En contraste,] una revolución continua en la producción, una incesante conmoción de todas las condiciones sociales, una inquietud y un movimiento constantes distinguen la época burguesa de todas las anteriores. [...] Todo lo que se creía permanente y perenne se esfuma; todo lo sagrado es profanado" (Marx y Engels, 1974: 114).

Durante el periodo de la "Guerra Fría", la supuesta superioridad del capitalismo fue disputada por la Unión Soviética –un Estado autodenominado socialista–, que en cuestión de décadas y mediante una planificación centralizada de la economía pasó de ser un país agrícola tecnológicamente rezagado para ubicarse en la frontera en algunos campos del conocimiento científico y tecnológico, con proezas como el lanzamiento del primer satélite artificial o el primer viaje espacial tripulado. Sin embargo, tras la caída del muro de Berlín y el derrumbe de la Unión Soviética –que significó el fracaso del llamado socialismo realmente existente, mas no el triunfo incontestable del capitalismo, cuyos problemas y contradicciones solo se han profundizado (Hobsbawm, 2010)–, la idea sobre la mayor eficiencia del capitalismo se consolidó. Incluso, para

amplios sectores pasó a ser un sentido común considerar que el capitalismo no solo era el mejor sistema para organizar la vida social, sino el único posible. Desde entonces, parecería que el capitalismo es sinónimo de innovación tecnológica y eficiencia. No obstante, el caso de la IA nos muestra la ineficiencia con que se lleva a cabo el proceso de desarrollo tecnológico en el capitalismo, así como la irracionalidad –desde el punto de vista de las necesidades sociales– del uso de los recursos en esta forma de organización de la vida social, pues se destinan miles de millones de dólares al desarrollo de productos que en muchos casos son superfluos e incluso nocivos, en lugar de atender a la satisfacción de las necesidades sociales.

En el capitalismo, la producción de la riqueza social es llevada a cabo por empresas privadas, autónomas y recíprocamente independientes (Marx, 2011). En estas circunstancias, los productos del trabajo social solo demuestran ser socialmente necesarios *después* de haber sido producidos, cuando se realizan en el mercado. En general, las empresas capitalistas no se ponen de acuerdo sobre qué producir, cuánto producir, ni cómo hacerlo. Este carácter anárquico de la producción capitalista lleva a que, guiadxs por la sed de lucro y coaccionados por la competencia, lxs capitalistas produzcan periódicamente mercancías que resultan invendibles. Esa es una de las razones de las crisis de sobreproducción: a diferencia de las crisis en sociedades previas al capitalismo, que estaban signadas por la escasez –como resultado de la fragilidad de las fuerzas productivas y de fenómenos como sequías, etc.–, en la sociedad moderna las crisis son de sobreproducción, de exceso, en las que se producen más mercancías de las que se pueden vender, como resultado del carácter anárquico de la producción.

En el caso de la producción de ciencia y tecnología sucede algo similar. Por lo general, las empresas tampoco se ponen de acuerdo sobre cómo innovar o en qué productos hacerlo. En consecuencia, el desarrollo tecnológico en el capitalismo está marcado por una paradoja: a pesar de que en este sistema las fuerzas productivas técnicas se han desarrollado como nunca antes en la historia, los procesos de innovación son sumamente ineficientes, derrochadores e irracionales desde el punto de vista de la satisfacción de las necesidades sociales. En el capitalismo contemporáneo, numerosas empresas privadas compiten entre sí para desarrollar nuevas tecnologías en los mismos sectores, lo que se traduce en duplicidad

o triplicidad en las inversiones, así como en un enorme desperdicio de tiempo, trabajo, dinero, recursos materiales, capacidad intelectual, etc., para generar productos que en general difieren muy poco entre sí. Los incentivos para coordinar la innovación son aún menores en sectores como el de las tecnologías digitales y la IA, donde impera una extrema centralización, en la que el ganador se queda con todo –una situación a la que lxs economistas suelen denominar de "monopolio natural".[24]

Gasto en investigación y desarrollo (I&D) de las mayores empresas de tecnologías digitales, 2024

Millones de dólares

Empresa	Gasto en I&D
Amazon	88,544
Alphabet	49,326
Meta	43,873
Apple	31,370
Microsoft	29,510
Suma	**242,623**

Fuente: elaboración propia con información de los informes anuales de las empresas.

24 Hay importantes excepciones a lo anterior. Los incentivos para que las empresas se alíen o colaboren aumentan cuando el monto de las inversiones necesarias para innovar es tan grande que resulta difícil o muy riesgoso que una sola empresa lo lleve a cabo; también, cuando las innovaciones por parte de un proveedor de medios de producción permiten que el conjunto de los productores disponga de mejores capacidades tecnológicas. Un ejemplo notable en ese sentido es el de la empresa neerlandesa ASML, que recibió financiamiento de los principales fabricantes de chips –TSMC, Samsung e Intel– para desarrollar las máquinas de nueva generación de litografía extrema ultravioleta (EUV), que permiten producir los semiconductores más avanzados. No obstante, esos casos excepcionales no cancelan la dinámica general, en la cual la competencia intercapitalista es implacable, tanto en el sector de las tecnologías digitales como en el resto de los sectores.

De acuerdo con la información publicada en sus informes anuales, el gasto en investigación y desarrollo (I&D) de cinco de las mayores empresas tecnológicas estadounidenses en 2024 superó los 240 mil millones de dólares. La inversión en I&D que hace cada una de estas empresas supera con creces al que llevan a cabo la gran mayoría de los países –incluso, al de algunos países del llamado Norte Global. Por ejemplo, el gasto en I&D de Amazon es semejante al de países como Reino Unido o Corea del Sur, y superior al de Francia; por su parte, el gasto en I&D de Alphabet supera al de países como India, Italia o Canadá.[25]

Estas empresas no dan a conocer el desglose de su gasto en I&D; con la información disponible públicamente no se puede saber con precisión cuánto de su gasto se destina al desarrollo de la IA y cuánto a otras áreas; tampoco se puede saber el monto que destinan a cada proyecto o producto en específico. Lo que es claro, pues las propias empresas lo señalan enfáticamente en sus informes a inversionistas y en las declaraciones públicas de sus ejecutivos, es que actualmente una parte mayúscula de su gasto en I&D está dedicada a productos que incorporan IA.

A continuación se presenta un listado, que no pretende ser exhaustivo, de sectores o productos en los cuales las mayores empresas tecnológicas realizan inversiones que se traslapan, en las que compiten entre sí. Un puñado de empresas gigantes destinan miles de millones de dólares al desarrollo de productos prácticamente idénticos y, en algunos casos, socialmente superfluos o dañinos, mientras que algunos problemas sociales persisten sin recibir financiamiento y otros incluso se agravan como resultado de la acción de esas empresas.

25 Datos sobre el gasto en I&D por país consultados en el sitio web del Banco Mundial (https://datos.bancomundial.org/indicador).

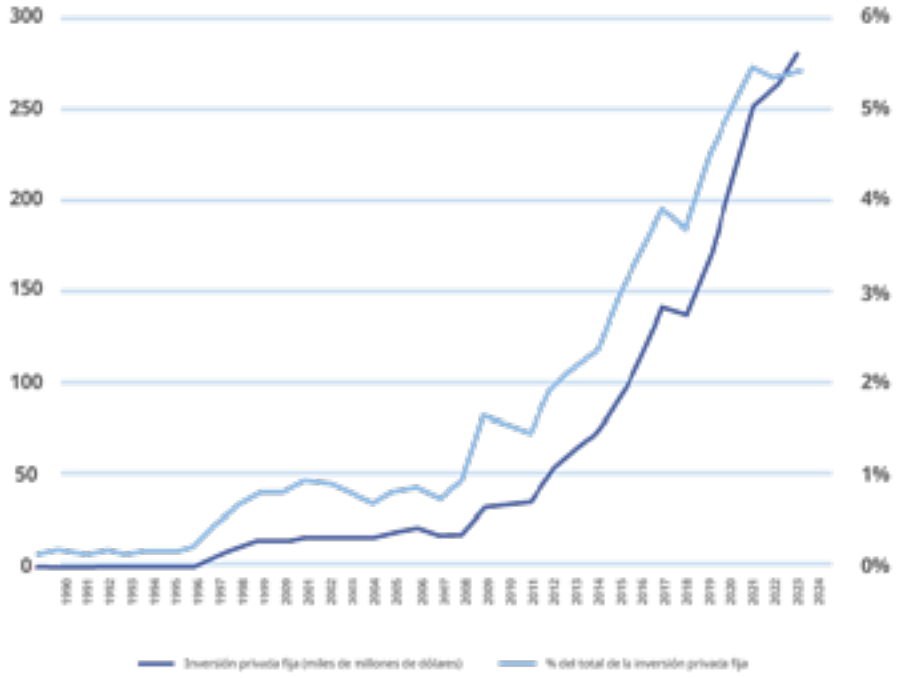
Competencia y traslape de las innovaciones en productos que incorporan IA por parte de las grandes empresas tecnológicas

Chatbots	Asistentes de voz	Vehículos autónomos	Motores de búsqueda	Publicidad y recomendaciones personalizadas
ChatGPT (OpenAI)	Alexa (Amazon)	Tesla	Google (Alphabet)	Facebook e Instagram (Meta)
Gemini (Alphabet)	Siri (Apple)	Waymo (Alphabet)	Bing (Microsoft)	Google (Alphabet)
Claude (Anthropic)	Google Assistant (Alphabet)	Uber	ChatGPT Search (Prototipo, OpenAI)	Amazon

A la par que se lleva a cabo el proceso de I&D, es necesario realizar cuantiosas inversiones en infraestructuras –en particular, en centros de datos– para el "entrenamiento" y despliegue de los sistemas de IA. Las inversiones en esta área son realmente masivas. Solo en Estados Unidos, la inversión privada en activos fijos en el subsector de servicios de información y procesamiento de datos fue de 282 mil millones de dólares en 2024, como se muestra en la siguiente gráfica.[26] En años recientes, las inversiones en el sector han llegado a representar más de 5% de la inversión privada total en activos fijos del conjunto de la economía estadounidense. Ni siquiera durante la fiebre especulativa que precedió a la crisis de las empresas puntocom la inversión de capital fijo en el subsector fue de una magnitud equiparable respecto de la inversión privada fija total. Actualmente, este es el segundo subsector (de acuerdo con la clasificación SCIAN) más importante de la economía estadounidense en términos de inversión privada fija, solo después del sector inmobiliario –que, por sus características, es intensivo en términos de inversión en activos fijos. Además, la tasa de crecimiento de las inversiones en el subsector ha sido superior a 20% en ocho de los diez años más recientes, lo que da cuenta de su crecimiento acelerado.

26 La información corresponde a la línea 61, "Information and Data Processing Services", de la tabla "3.7ESI. Investment in Private Fixed Assets by Industry" de la Oficina de Análisis Económico estadounidense (BEA, por sus siglas en inglés).

Inversión privada en activos fijos del subsector servicios de información y procesamiento de datos, 1990–2024



Fuente: elaboración propia con datos de la BEA.

Las inversiones realizadas en IA, tanto en I&D como en activos fijos, resultan aún menos eficientes y racionales si consideramos que las empresas de tecnologías digitales aún no han encontrado formas de hacer realmente rentable esta tecnología –o, como se suele decir en la jerga empresarial, no han encontrado un modelo de negocios viable y duradero. Esta situación, que resulta contraintuitiva respecto de la propaganda corporativa en torno a la IA, ha sido señalada y reconocida poco a poco incluso por voces del *establishment* económico. Por ejemplo, el jefe global de investigación en asuntos bursátiles del banco de inversión Goldman Sachs (2024) señaló en un informe reciente que la implementación de la IA es demasiado costosa en relación con las tareas que puede realizar y los problemas que puede resolver, por lo cual los ingresos que se podrían obtener a partir de

ella no justifican las estratosféricas inversiones realizadas en el área. En la misma línea, analistas de la empresa de capital de riesgo Sequoia Capital (Cahn, 2024) han sostenido que las empresas tecnológicas aún no tienen fuentes de ingresos claras ni suficientemente abundantes que justifiquen las ingentes inversiones realizadas en las infraestructuras para la IA; en su informe, estimaron que las empresas tecnológicas deberían obtener ingresos varias veces superiores a los que actualmente reciben simplemente para amortizar las inversiones realizadas, antes incluso de comenzar a obtener ganancias mediante ellas. Por su parte, el semanario británico *The Economist* (2025) señala que, incluso reconociendo que el proceso de implementación de las tecnologías suele presentar rezagos, hasta ahora la adopción de la IA ha sido "decepcionante".

En suma, las empresas tecnológicas se encuentran en una situación en la que continúan dilapidando cientos de miles de millones de dólares al año en una tecnología potente pero de la cual aún no saben cómo obtener ganancias que justifiquen las inversiones. Esta situación se explica porque, en el contexto de la persistente sobreacumulación de capital que ha caracterizado al capitalismo en años recientes –en particular, tras la crisis de 2008–, las grandes empresas disponen de enormes masas de capital excedente en busca de espacios de inversión rentable. Para los grandes capitales, la IA representa la posibilidad de encontrar una solución tecnológica frente a la baja rentabilidad y el persistente bajo dinamismo de la acumulación que ha caracterizado al capitalismo en décadas recientes. Sin un camino claro hacia la rentabilidad, los grandes capitales emprenden una huida hacia delante, con la expectativa de encontrar pronto la manera de obtener ganancias que justifiquen los inmensos gastos realizados –aunque hasta ahora no hay señales claras de que lo lograrán en el corto o mediano plazo– y con el temor de quedarse fuera si no redoblan las inversiones, pues sospechan que la IA será controlada por un puñado de empresas, que se quedarán con todo el mercado.

Hasta ahora, a pesar de las promesas de revolucionar el conjunto de la economía, potenciar la productividad agregada y dinamizar la acumulación, la IA ha servido principalmente para concentrar las capacidades productivas en un grupo reducido de grandes corporaciones, tanto en las que controlan las infraestructuras para su implementación pero batallan por encontrar maneras para hacerla rentable, como en las que lideran su aplicación en otras actividades.

Esta situación nos recuerda que en el capitalismo las tecnologías no se usan donde serían más útiles o necesarias, sino ahí donde su aplicación resulta rentable –al menos en potencia. Las relaciones de producción capitalistas imponen límites al desarrollo tecnológico, así como a su aplicación para la satisfacción de las necesidades sociales y el libre despliegue de las potencialidades humanas. Esto plantea la pregunta sobre la posibilidad de otras formas de desarrollar las tecnologías, en la que no estén reprimidas por las trabas que imponen la propiedad privada de los medios de producción y el imperativo de valorización.

Consideraciones finales

Como toda tecnología, la IA es un producto social en el cual se sintetizan relaciones sociales, intereses, imperativos y objetivos históricamente determinados. La relación social preponderante –entre otras relaciones presentes en ella– que determina su configuración actual y sus usos posibles es la relación social capitalista, caracterizada por la necesidad irrefrenable de valorización. La IA se encuentra subsumida a la lógica del capital y reproduce en escala ampliada las relaciones de apropiación, explotación y dominio que la constituyen.

La IA pone claramente de relieve el carácter contradictorio de las tecnologías en la modernidad capitalista y muestra que bajo esta forma de organización de la vida social todo progreso tiene siempre su contracara de barbarie:[27] con la IA el capitalismo ha alcanzado su máxima realización tecnológica hasta ahora, lo que potencia la capacidad de producción de riqueza social, pero al estar subordinada al imperativo de la valorización eso no se traduce en una satisfacción más plena de las necesidades sociales, sino que trae consigo mayor explotación, exclusión, polarización y dominio.

27 Retomo aquí el conocido apotegma formulado por Walter Benjamin (2008: 110): "no hay jamás un documento de cultura que no sea a la vez un documento de barbarie".

La materialidad de la inteligencia artificial y las condiciones tecnológicas de su implementación

Al ingresar a la página web de ChatGPT, se despliega una página de inicio minimalista, en la cual se lee una frase sencilla y complaciente: "¿Con qué puedo ayudarte?". La experiencia es similar al entrar en las páginas web o aplicaciones de otros de los sistemas de IA más usados en la actualidad como DeepSeek, Gemini (Alphabet) o Claude (Anthropic): al ingresar en ellas, el usuario se encuentra con interfaces límpidas y tersas, que generan una sensación de ligereza y levedad, algo casi etéreo. Este diseño minimalista contrasta con la inmensa complejidad presente en el funcionamiento de esos sistemas tecnológicos. Más aún: contribuye a ocultarla.

Esto no es casualidad. El diseño de las interfaces y el lenguaje con que las grandes empresas tecnológicas se refieren a los sistemas de IA –con numerosas referencias a la "nube", las "redes neuronales", a la sensación casi mágica que provoca su uso– parecen cuidadosamente pensados para ocultar su materialidad y los innumerables procesos de trabajo necesarios para su producción, así como para restar atención sobre sus graves impactos sociales y ambientales. En contraste con esa retórica corporativa, en este capítulo discuto la materialidad de la IA y las condiciones tecnológicas que han hecho posible su despliegue y auge recientes.

Diversxs autorxs han llamado la atención sobre la necesidad de dar cuenta de la materialidad de la IA, así como de sus impactos sociales y ambientales. Por ejemplo, Kate Crawford y Vladan Joler (2018) hablan de la "anatomía" de los sistemas de IA para referirse a las condiciones tecnológicas que permiten su funcionamiento. Por su parte, Ana Valdivia (2024) se refiere a la "cadena de suministro capitalista" de la IA, un enfoque que pone de manifiesto la producción de estos sistemas tecnológicos

como un proceso complejo, conformado por numerosos eslabones. La interpretación que aquí planteo dialoga con otras propuestas analíticas orientadas a formular una comprensión materialista de la IA. A partir de las formulaciones de Karl Marx (2011b) sobre el "trabajador colectivo" resultante de la socialización objetiva de los procesos de trabajo, argumento que el funcionamiento de los sistemas de IA exige la convergencia de un vasto complejo de infraestructuras y máquinas, así como la confluencia de infinidad de procesos de trabajo independientes y aislados que se extienden por todo el planeta, cuya cooperación objetiva es indispensable para la producción de estos sistemas tecnológicos.

La megamáquina de la IA

Comúnmente, la IA se asocia con ideas aparentemente incorpóreas o ingrávidas como la nube, los datos y los algoritmos. No obstante, al contrario de lo que sugieren esas nociones, las condiciones que permiten el funcionamiento de los sistemas de IA no son etéreas. Los sistemas de IA son ineludiblemente materiales. Al analizar la IA es preciso considerar el conjunto de condiciones tecnológicas e infraestructurales involucradas que posibilitan su funcionamiento.

El despliegue de los sistemas de IA exige la convergencia de elementos materiales, infraestructuras, máquinas y procesos de producción sumamente heterogéneos, que se encuentran extendidos a lo largo de todo el mundo. En ese sentido, la IA puede entenderse como una *megamáquina* de escala planetaria.[28] El filósofo e historiador de la tecnología Lewis Mumford (2010) propuso la idea de megamáquina para dar cuenta de aquellos sistemas tecnológicos de gran escala y complejidad, cuyo funcionamiento requiere del trabajo de innumerables actores humanos. La megamáquina no es un artefacto en específico, sino un sistema sociotécnico masivo, cuyos elementos están dispersos en el espacio, pero funcionan de manera articulada y simultánea como componentes de un

28 Otra autora que retoma explícitamente la idea de *megamáquin*a de Lewis Mumford para interpretar la IA es Kate Crawford (2022).

todo integrado, como elementos parciales de un todo más amplio.[29] Al hablar sobre la megamáquina, Mumford no se refería únicamente a la dimensión técnica de los objetos, sino "a todos sus componentes, políticos y económicos, burocráticos y monárquicos"; dicho de otro modo, al conjunto de relaciones sociales y de poder presentes en su diseño, producción y uso. La idea propuesta por Mumford representa una valiosa contribución teórico-metodológica para reflexionar desde una perspectiva de totalidad sobre los sistemas tecnológicos y sus implicaciones sociales.[30]

Aunque los sistemas de IA son muy distintos entre sí –Siri de Apple, Alexa de Amazon, ChatGPT de OpenAI, Gemini de Google, los vehículos autónomos de Tesla, los sistemas de publicidad personalizada de Facebook, los robots industriales con IA usados por Siemens, por mencionar algunos–, es necesario pensar en ellos no como aplicaciones aisladas e inconexas, sino como productos de la emergente y poderosa "infraestructura de escala planetaria" (Bratton, 2015) del capitalismo digital.[31] Esta multiplicidad de sistemas de IA *singulares* –que difieren significativamente en sus usos y escalas, que aparecen como independientes e inconexos, que son implementados por empresas distintas que compiten entre sí– es posible por la existencia de un complejo tecnológico de escala planetaria, aún en vías de conformación y en rápida expansión, que sirve como base material para su despliegue.

El funcionamiento de cualquier sistema de IA –sea para que un vehículo autónomo frene ante un semáforo en una avenida, identificar quién es la persona que está en una fotografía, generar un texto que parece escrito por una persona, ofrecer publicidad

29 Al respecto, Mumford (2010: 312) consideraba que "los componentes de tal máquina, incluso cuando funcionaban como un todo plenamente integrado, estaban necesariamente separados en el espacio".

30 Otro concepto formulado por Lewis Mumford que resulta muy sugerente para analizar los sistemas tecnológicos desde una perspectiva de conjunto –no como objetos aislados– es el de "complejo tecnológico". Para Mumford (1971: 29), el complejo tecnológico "abarcará el conocimiento, las pericias y las artes derivadas de la industria o implicadas en la nueva técnica, e incluirá varias formas de herramientas, instrumentos, aparatos y obras [infraestructuras], así como máquinas propiamente dichas".

31 Por su parte, Crawford y Joler (2018) consideran que "es necesario ir más allá del simple análisis de la relación entre un individuo humano, sus datos y cualquier compañía tecnológica particular para poder lidiar con la escala de la extracción verdaderamente planetaria".

personalizada en las redes sociodigitales o para que un robot industrial modifique de manera adaptativa algún aspecto de su actividad– solo es posible mediante la puesta en marcha de una vasta red planetaria de extracción de materia, energía y datos,[32] todo ello mediado por procesos de explotación de la fuerza de trabajo.

La implementación de la IA exige el despliegue mundial –heterogéneo y desigual– de infraestructuras y tecnologías que permiten la extracción, tráfico, almacenamiento y procesamiento de datos, así como la ejecución de los resultados que arroje la lógica operacional. Entre los elementos necesarios para el funcionamiento de los sistemas de IA se cuentan: sensores, chips especializados, memorias, plantas de generación de energía eléctrica, pantallas, micrófonos, altavoces, cámaras, sistemas de GPS, cables submarinos de fibra óptica, antenas y satélites de telecomunicaciones, grandes infraestructuras de centros de datos, brazos robóticos, entre muchas otras.

De esta manera, la producción de las tecnologías digitales y el funcionamiento de la IA implican la socialización objetiva de infinidad de procesos de trabajo: la extracción y refinación de tierras raras en China, el diseño de chips en Silicon Valley, la fabricación de instrumentos de precisión para la manufactura de chips en Alemania, la producción de máquinas de fotolitografía extrema ultravioleta en Países Bajos, la manufactura de chips especializados en Taiwán, la maquila de componentes de hardware en los talleres de la frontera norte de México, el ensamblaje de equipo de hardware en fábricas en China, el etiquetado de datos en Kenia, la moderación de contenido en Nigeria, la programación de software especializado en aprendizaje automático en Silicon Valley y Seattle, el traslado de desechos de electrónicos hacia Ghana, solo para presentar un listado que no

32 "El *stack* que se requiere para interactuar con un Amazon Echo va mucho más allá del '*stack* técnico' de múltiples capas de modelado de datos, hardware, servidores y redes. El *stack* completo se extiende mucho más allá, hacia el capital, el trabajo y la naturaleza, y exige una enorme cantidad de cada uno de ellos. Los verdaderos costos de estos sistemas –sociales, medioambientales, económicos y políticos– permanecen ocultos" (Crawford y Joler, 2018). El término inglés *stack* (pila, montón) se suele usar para referirse a las múltiples "capas" de hardware, software, infraestructuras, etc., necesarios para el funcionamiento de un sistema computacional.

pretende ser exhaustivo. Todos estos procesos de trabajo, entre muchos otros, son indispensables para el funcionamiento de los sistemas de IA.[33]

Los procesos laborales que producen la megamáquina de la IA se distribuyen de manera desigual entre países y regiones. Las tareas peor remuneradas, ambientalmente destructivas –como la extracción y el procesamiento de minerales– o dañinas para la salud humana se concentran en las regiones llamadas periféricas o del Sur Global, mientras que las actividades que involucran mayores salarios, mayor calificación, mayor complejidad tecnológica, etc., se concentran en los países dominantes o del Norte Global. Al respecto, Astra Taylor (2018) señala que "las tareas más oscuras que sostienen nuestro mundo digital se subcontratan a personas pobres que viven en los países pobres, desde la minería de metales preciosos –destructiva para el medio ambiente– y la eliminación de residuos electrónicos tóxicos, hasta los efectos psicológicamente dañinos de la moderación de contenidos". Este vasto y heterogéneo conjunto de procesos de producción es organizado de manera jerárquica por las grandes corporaciones transnacionales para maximizar su rentabilidad.

Como afirman Crawford y Joler (2018), aunque en muchos discursos se suele obviar la materialidad de las tecnologías digitales, cada etapa productiva se basa en un incesante flujo de materia y energía, así como en la explotación de trabajadorxs, procesos que reproducen en escala ampliada la acumulación de capital y la concentración en el ejercicio del poder. En los diversos procesos que conforman a la megamáquina de la IA se produce valor y plusvalor, se extrae materia y energía, se consume productivamente la naturaleza y se explota a la fuerza de trabajo. En suma, se trata de un complejísimo proceso de producción de mercancías en escala planetaria. El complejo tecnológico de la IA es un sistema a la vez físico y virtual,

33 *Cartografias da Internet* es un interesante proyecto de la organización Coding Rights que mapea los elementos que hacen posible el funcionamiento de las tecnologías digitales y de internet, así como algunas de sus principales implicaciones sociales y ambientales. Puede consultarse en https://www.cartografiasdainternet.org/.

material y simbólico, que es de escala planetaria y está vinculado a procesos locales de explotación y extracción.[34]

Esta visión de conjunto permite comprender cuán equívocas y desorientadoras son las interpretaciones que asumen como punto de partida la identificación de la IA con el "fin del trabajo". Aunque una de las mayores potencialidades de la IA ciertamente consiste en llevar la automatización de los procesos de trabajo a niveles sin precedentes, esta tecnología no puede ser considerada como inmaterial o ajena al trabajo, pues implica procesos materiales que se extienden por todo el planeta y es el resultado de la confluencia de infinidad de procesos laborales, desde algunos simples y tediosos como el etiquetado de datos con bajísimos salarios a destajo llevados a cabo por millones de "trabajadores invisibles" o "trabajadores fantasma" (Gray y Suri, 2019; Heaven, 2020; Perrigo, 2023),[35] pasando por prácticas mineras laboralmente intensivas y ambientalmente devastadoras que producen la muerte prematura de lxs trabajadorxs (Hodal, 2012), hasta los procesos de producción más complejos en la historia de la humanidad como la fabricación de microprocesadores especializados. Sin duda, la automatización alcanzará paulatinamente a muchas de las operaciones y actividades involucradas en el *complejo tecnológico* de la IA. No obstante, se puede esperar que ese proceso sea

34 Sobre la desigualdad en los ingresos que reciben lxs distintxs trabajadorxs que participan de la producción del complejo tecnológico de la IA, Craword y Joler (2018) señalan: "si miramos la escala de ingresos promedio para cada actividad en el proceso de producción de un dispositivo [...], vemos la dramática diferencia en los ingresos recibidos. Según una investigación de Amnistía internacional, durante la excavación de cobalto que también se usa para las baterías de litio de 16 marcas multinacionales, a lxs trabajadorxs se les paga el equivalente de un dólar estadounidense al día por trabajar en condiciones peligrosas para la vida y para la salud, y a menudo fueron sometidos a violencia, extorsión e intimidación. Amnistía internacional ha documentado que niños de 7 años trabajan en las minas. En contraste, el director ejecutivo de Amazon, Jeff Bezos [...] ganó un promedio de 275 millones de dólares al día durante los primeros cinco meses de 2018, según el Índice de multimillonarios de Bloomberg. Un niño que trabaja en una mina en Congo necesitaría más de 700 mil años de trabajo ininterrumpido para recibir la misma cantidad de dinero que Jeff Bezos en un solo día".

35 "Muchos de los modelos de aprendizaje automático más exitosos y usados son entrenados con la ayuda de miles de trabajadores informales con bajos ingresos", que trabajan para plataformas como Amazon Mechanical Turk (Heaven, 2020).

desigual en su temporalidad, profundidad y extensión, considerando la diversidad y complejidad de los procesos de producción implicados, así como la heterogeneidad de los niveles de automatización ya existentes entre estos.

Condiciones tecnológicas de su implementación

Aunque la IA surgió a mediados del siglo XX, no fue sino hasta la segunda década del siglo XXI cuando salió de los laboratorios universitarios para tener aplicaciones prácticas masivas en la vida cotidiana de millones de personas. Al respecto, Kai-Fu Lee (2018) afirma que en la segunda década del siglo XXI la IA dio un paso definitivo de la "era de los descubrimientos" hacia la "era de la implementación".

La historia de la IA ha estado marcada por una dinámica recurrente de abundante financiamiento y expectativas desmesuradas, que son sucedidas por expectativas incumplidas, recortes al financiamiento y abandono de los proyectos. A esta dinámica reiterada de altibajos se le conoce como las "primaveras" e "inviernos" de la IA (Russell y Norvig, 2016; Chace, 2018). Aún es incierto si el frenesí actual de la IA será sucedido por un golpe de realidad y expectativas frustradas. Con el lanzamiento de ChatGPT en noviembre de 2022, muchxs analistas esperaban que finalmente esta nueva primavera no sería seguida de un invierno debido a que el uso de la tecnología sería rentable en un amplio conjunto de actividades para las empresas que la adoptan. A pesar del optimismo inicial, cada vez hay más voces que advierten que en el corto plazo las expectativas son poco realistas, por lo cual es improbable que la tecnología cumpla con las ilusiones desmesuradas que se han depositado en ella.

Hay un amplio consenso entre académicxs, tecnólogxs y periodistas especializadxs sobre que el desarrollo de nuevos sistemas de IA ha sido posible por tres condiciones: 1) el incremento en la extracción de datos digitales; 2) el aumento, abaratamiento y especialización en la capacidad de cómputo; y 3) la

invención de nuevos métodos de procesamiento de los datos. A estas razones se suman dos elementos usualmente obviados: la extensión y mayor velocidad de las telecomunicaciones en red y el surgimiento de las infraestructuras de computación en la nube. A continuación se presenta un balance cuantitativo y cualitativo sobre estas condiciones que permiten que el uso de la IA se vuelva transversal y potencialmente rentable.

Proliferación de datos

Los datos digitales son un elemento central en el funcionamiento de las economías contemporáneas. La importancia de los datos es tal que en 2017 el semanario británico *The Economist* afirmó en su portada que "el recurso más valioso del mundo ya no es el petróleo, sino los datos". Los datos permiten un conocimiento detallado del mundo físico y de las prácticas sociales en entornos virtuales, lo que a su vez potencia varias funciones capitalistas clave para la apropiación de mayores ganancias: el ejercicio de un control más refinado sobre las personas, los territorios y los procesos; la optimización de los procesos de producción; una gestión más eficiente y en tiempo real de las cadenas de suministro; mayor flexibilidad y capacidad de adaptación acelerada ante las circunstancias cambiantes de los mercados, entre otras.

Contrario a lo que sugiere el sentido común, los datos no existen en y por sí mismos, sino que deben ser producidos socialmente. Como afirman Lisa Gitelman y Virginia Jackson, "los datos no existen en sí [...] tienen que ser 'generados'. Los datos deben ser imaginados como datos para existir y funcionar como tales [...]. Los datos producen y son producidos" (Gitelman y Jackson, 2013: 3). La producción social de los datos implica la traducción del mundo al código binario, lo que a su vez involucra un proceso de abstracción de los contenidos cualitativos de la vida para hacerlos conmensurables, codificables e instrumentalizables. La "datificación" generalizada del mundo se asemeja a la lógica del trabajo abstracto descrita por Marx (2011) en que tiende a reducir todos los contenidos concretos y cualitativos de las existencias a una abstracción. La decisión de qué se codifica, cómo y para qué se inscribe en determinadas relaciones sociales e implica el ejercicio

de relaciones de poder, así como la validación de determinadas formas de saber. En la sociedad contemporánea, la producción social de los datos se asienta en relaciones sociales de explotación y dominio –las cuales tiende a reproducir–, y responde preponderantemente al imperativo de la valorización del capital. Por tanto, los datos no son representaciones neutrales de la realidad, sino su traducción en función de determinadas relaciones de saber y poder.

Debido a la importancia de los datos, su extracción se ha convertido en uno de los medios más importantes para la apropiación de ganancias en el capitalismo contemporáneo. Satisfacer este "imperativo por los datos" (Sadowski, 2019) no solo implica recolectarlos pasivamente, sino crearlos de forma activa mediante la vigilancia de personas, lugares, procesos y objetos, así como de las relaciones entre ellos.[36] Para disponer de grandes volúmenes de datos, empresas y Estados llevan a cabo esfuerzos sistemáticos para ampliar el vasto conjunto de tecnologías e infraestructuras necesarios para su extracción: cámaras, acelerómetros, sensores de todo tipo –de temperatura, de proximidad, de presión–, entre muchos otros.[37] Es por eso que en la actualidad objetos tan complejos como los motores de avión e incluso otros tan nimios como los cepillos de dientes incorporan multitud de sensores; de esa forma las empresas pueden producir y apropiarse de datos potencialmente útiles. Las empresas también redoblan esfuerzos para obtener datos de las prácticas sociales a partir del monitoreo del comportamiento de lxs usuarixs de las redes sociodigitales y de la vigilancia ubicua de lxs trabajadorxs. Además de ser un importante medio para la apropiación de ganancias en la dinámica del capitalismo contemporáneo, la extracción de volúmenes crecientes de datos y a mayor velocidad es un requerimiento técnico de funcionamiento de los sistemas de IA.

---

36 "Las organizaciones modernas son ahora impulsadas por un 'imperativo por los datos' que demanda la extracción de todos los datos, de todas las fuentes, por todos los medios posibles" (Sadowski, 2019: 2).

37 "Los datos también implican ser grabados, y por lo tanto algún medio material de algún tipo. Como entidad grabada, cada dato requiere sensores para ser capturado y enormes sistemas de almacenamiento para su mantenimiento. Los datos no son inmateriales, como cualquier mirada al consumo de energía de los centros de datos confirmará enseguida [...] En conjunto, esto significa que la recopilación de datos al día de hoy depende de una vasta infraestructura para detectar, grabar y analizar" (Srnicek, 2018a: 41-42).

El incremento en la producción de datos viene de la década de 1990 con las empresas puntocom y la web 2.0. Con la vuelta de siglo, la cantidad de datos extraídos y almacenados ha aumentado geométricamente. Un acontecimiento decisivo para la aceleración en la generación de datos fue el lanzamiento y posterior masificación de los *smartphones* a partir de 2007. Su importancia es mayúscula porque permiten recolectar una inmensa variedad de datos personalizados, geolocalizados, virtualmente ininterrumpidos y simultáneos de las actividades de las personas que los usan.[38] Debido a la proliferación de las plataformas digitales (Srnicek, 2018a), así como a la disponibilidad de sensores más baratos, variados y de mejor calidad, actualmente es posible producir datos pormenorizados de todo tipo de actividades. Las corporaciones que controlan la producción, el procesamiento y el uso de los datos monitorean y registran puntualmente las actividades físicas y virtuales de las personas.

Es común hablar de los *big data* para hacer referencia al incremento en la cantidad de datos producidos en las sociedades contemporáneas. No obstante, la importancia de los datos no radica únicamente en su volumen –a lo que alude el adjetivo *big*–, sino también en su diversidad y calidad. En el ámbito de la informática, se suele hablar sobre las "tres v" o "tres dimensiones" de los *big data* (Laney, 2001): volumen, velocidad y variedad. A estas características se añaden otras, entre las cuales destaca la veracidad, es decir, la confiabilidad y buena calidad de los datos, condición para que los resultados generados tras su procesamiento también lo sean.[39] Esta última característica es tan importante como las anteriores para los sistemas de IA, pues la calidad de sus resultados depende de los datos con que son "entrenados".

Para mostrar el incremento en la cantidad de datos que se generan en el presente, dos indicadores ilustrativos son el número de usuarixs mundiales de internet, quienes generan datos extraídos y apropiados por empresas tecnológicas cada vez que usan la red, y el tráfico global de datos por internet. La siguiente tabla da

38 Se estima que el mercado de localizaciones de los teléfonos móviles, donde se compran y venden los datos con el historial de movimientos y ubicación de las personas que usan estos dispositivos, genera ingresos anuales por varios miles de millones de dólares (Keegan y Ng, 2021).

39 Para un análisis detallado del término *big data*, véase el trabajo de Kitchin y McArdle (2016).

cuenta del uso cada vez más extendido de internet en el mundo. El número de usuarixs ha aumentado de manera acelerada e ininterrumpida: de 2005 a 2025 pasó de mil millones de personas a poco más de 6 mil millones. El año 2019 marcó un punto de quiebre en la historia de las tecnologías digitales, pues por primera vez más de la mitad de la población mundial tuvo acceso a internet. Actualmente, casi tres cuartas partes de la población mundial son usuarixs de la red. El incremento en la base de usuarixs de internet es relevante para analizar la penetración de las tecnologías digitales en las sociedades contemporáneas. No obstante, otros factores deben ser considerados. En primer lugar, el peso específico de los distintxs usuarixs de internet es muy diverso: existen grandes corporaciones cuya generación y tráfico de datos es muy superior al de lxs usuarixs individuales.

Usuarixs mundiales de internet, 2005–2006

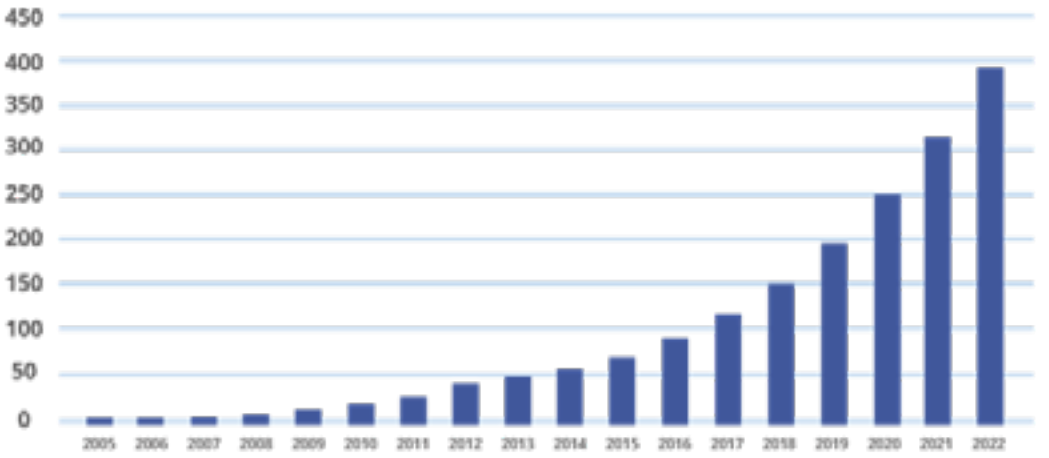
Año	Usuarixs mundiales de internet (millones)	% de la población mundial
2005	1,024	15.6%
2010	1,993	28.4%
2015	2,975	39.9%
2016	3,289	43.6%
2017	3,539	46.3%
2018	3,817	49.4%
2019	4,201	53.9%
2020	4,733	60.1%
2021	5,067	63.8%
2022	5,369	67.0%
2023	5,594	69.2%
2024	5,805	71.2%
2025	6,047	73.6%

Fuente: elaboración propia con datos de la Unión Internacional de Telecomunicaciones

En segundo lugar, el surgimiento de nuevos servicios (como el *streaming*) implica un salto en el tráfico de datos respecto de otros usos de internet. De acuerdo con datos de la consultora Sandvine (2024), solo ocho empresas representan dos terceras partes del tráfico total de datos de internet; en orden descendente, estas son Alphabet –en particular, por YouTube–, Meta, Netflix, Microsoft, TikTok, Apple, Amazon y Disney. Por último, la dinámica entre el crecimiento en el número de usuarixs mundiales de internet y la generación de datos no es lineal, debido a que se hace un uso cada vez más intenso de la red y en muchos casos lxs usuarixs acceden a internet en más de un dispositivo.

Tráfico global de datos en el protocolo de internet 2005–2022 (datos estimados a partir de 2019)

Exabytes por mes



Fuente: elaboración propia con datos de Cisco Visual Networking Index. Forecast and Methodology. Varios informes.

El tráfico mundial de datos aumenta de manera más acelerada que el número de usuarixs de internet. En 2005, el tráfico global de datos en internet era de 3 exabytes por mes (un exabyte equivale a mil millones de gigabytes). En 2018, dicho tráfico se había multiplicado por más de 50 y ascendía a 156 exabytes por mes. La empresa de equipo de telecomunicaciones Cisco (2019) estimaba que para 2022 el tráfico global de datos en internet sería de 396 exabytes por mes, un tráfico 130 veces superior al de 2005 y aproximadamente la misma cantidad de datos que se generaron de manera agregada por mes entre 2005 y 2016.

El uso de las tecnologías digitales es cada vez más extendido e intenso. Cada año se generan más datos y a una velocidad creciente. Asimismo, los datos son más variados. Esta plétora de datos no tendría gran utilidad si no se dispusiera de medios adecuados para su procesamiento y análisis. De ahí la importancia de las mejoras en la capacidad de cómputo –tanto en su incremento como en su especialización– y de los nuevos métodos de procesamiento de datos.

Aumento en la capacidad de cómputo y producción de chips especializados

Otro elemento decisivo para el auge reciente de la IA es el aumento en la capacidad de procesamiento, así como el desarrollo de nuevos chips especializados más eficientes y adecuados. Un obstáculo para el desarrollo de los primeros sistemas de IA fue la limitada potencia de las computadoras. El incesante incremento en la capacidad de procesamiento ha sido comúnmente atribuido a la llamada "ley de Moore", una observación empírica según la cual el número de transistores en un circuito integrado puede duplicarse cada dos años, lo que conduce a un incremento constante en la capacidad de procesamiento de las computadoras y al abaratamiento del poder de cómputo. En años recientes, la situación ha comenzado a cambiar. La ley de Moore se enfrenta a límites físicos porque cada vez es más complicado miniaturizar los transistores y fabricar chips más densos (The Economist, 2018c). La invención de la tecnología de litografía extrema ultravioleta (EUV) ha sido clave para prolongar la vida de la ley de Moore y

producir chips de tres nanómetros, que actualmente son los más avanzados y se usan para las aplicaciones más complejas de la digitalización.[40]

Ante esta situación, a la par que mejorar y abaratar los chips "clásicos" o generales, las empresas productoras de chips –tanto las que se especializan en su diseño como las que lo hacen en su manufactura– han respondido a las nuevas demandas de procesamiento mediante nuevos chips especializados en el procesamiento de algoritmos de IA, de los cuales los más importantes son las unidades de procesamiento gráfico, o GPUs por sus siglas en inglés (The Economist, 2018c; The Economist, 2019g). Mientras que los chips generalistas –los CPUs que todxs conocemos– llevan a cabo las tareas computacionales de manera secuencial, las GPUs y otros chips especializados están optimizados para realizar múltiples tareas de manera simultánea, cuestión particularmente favorable para el procesamiento de datos con técnicas de aprendizaje automático.

Los avances recientes en IA han sido potenciados por el desarrollo de estos chips especializados. Empresas consolidadas como Intel, AMD, NVIDIA, ARM, Qualcomm y Samsung, al igual que *startups* como Cerebras y Graphcore –entre muchas otras–, están produciendo chips novedosos diseñados para satisfacer las características de procesamiento de datos con IA, en particular del aprendizaje automático. La importancia de los chips especializados para IA es tal que incluso grandes empresas de software y servicios de internet como Microsoft, Amazon y Google –en cuyo modelo de negocios el diseño y manufactura de hardware es marginal– están incursionando directamente del diseño de este tipo de microprocesadores debido a que sus servicios de cómputo en la nube y sus sistemas de IA dependen críticamente de la calidad de los chips donde se procesa la información (Taddy, 2018; Metz, Weise e Isaac, 2024). Por ejemplo, Google diseña chips llamados unidades de procesamiento tensorial (TPUs, por sus siglas en inglés) y Amazon otros llamados Trainium, hechos específicamente para el procesamiento de datos con técnicas de aprendizaje automático; ambas empresas usan intensamente esos chips en sus centros de cómputo en la nube. La consultora Markets and Markets (2024) estima que las ventas mundiales de chips especializados en IA fueron de 123 mil millones de dólares en 2023.

40 Una sorprendente descripción de la complejidad técnica implicada en la producción de las máquinas de litografía EUV –que "salvaron a la ley de Moore"– con que se producen los chips más avanzados en la actualidad puede verse en Thompson (2021).

La conjunción de mejores chips generales con nuevos chips especializados en el procesamiento en paralelo ha permitido proporcionar capacidad de procesamiento abundante, optimizada y barata. Los cambios en este rubro son tan importantes que Bill Dally, científico en jefe de NVIDIA –la empresa diseñadora de chips para IA más importante en la actualidad, que tiene una cuota de mercado que ronda el 80% en las GPUs (Jagielski, 2024)–, afirma que son las mejoras en diseño de hardware, y no los algoritmos, la principal fuerza detrás de los avances recientes en IA (citado en Hao, 2019).

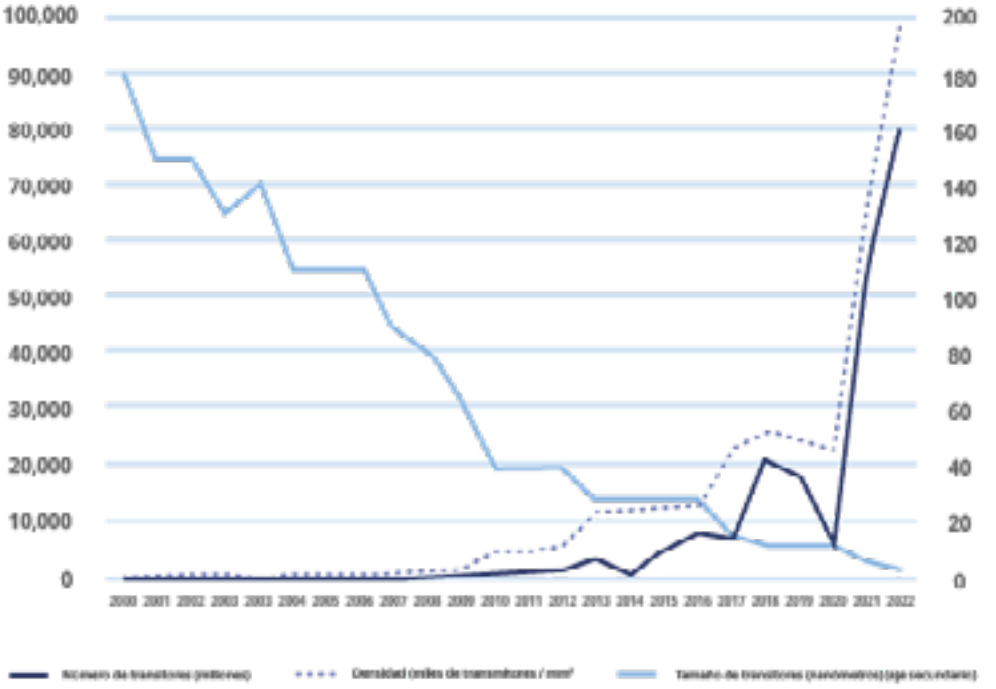
Un indicador relevante del incremento en la capacidad de cómputo son las mejoras en las características de las GPUs diseñadas por NVIDIA, que se pueden observar en la siguiente gráfica. Los indicadores incluidos ilustran el incremento en el poder de cómputo empleado para la producción de la IA: el menor tamaño de los transistores y la mayor densidad de los chips implica mayor poder computacional, mejor rendimiento y menores costos de procesamiento.

La capacidad de cómputo de las computadoras digitales se ha elevado de manera acelerada en los últimos años. Adicionalmente, algunas áreas de innovación de vanguardia, como la computación cuántica, prometen llevar la capacidad de cómputo a otro nivel, cuestión de la mayor importancia para el desarrollo de la IA. En septiembre de 2019, Google dio a conocer que investigadorxs de la empresa habían usado una computadora cuántica para hacer un cálculo en tres minutos con veinte segundos que a la supercomputadora convencional más potente del mundo en ese momento –Summit, desarrollada por IBM y Nvidia– le hubiese tomado 10 mil años realizar (The Economist, 2019d). El anuncio de Google generó polémica entre los equipos científicos de otras grandes corporaciones tecnológicas. Lxs ingenierxs y científicxs de IBM afirmaron que los resultados de Google eran dudosos, pues el principal problema al que enfrentaría Summit al simular el cálculo en cuestión es que se quedaría sin memoria: si se ejecutara la simulación en Summit, se tendrían que utilizar algoritmos más simples, pero mucho más lentos. IBM señaló que Summit también tiene capacidad para llevar a cabo esta tarea. Lxs ingenierxs de IBM calcularon que si se adicionara más memoria a la supercomputadora convencional para que ejecutara un algoritmo más complejo, podría realizar el cálculo en dos días y medio. Incluso si lxs ingenierxs

de IBM tienen razón, el cálculo hecho por la computadora cuántica de Google sigue siendo mil doscientas veces más rápido que el de Summit.

Aunque todavía no es claro si la computación cuántica logrará superar muchas de las dificultades técnicas a las que se enfrenta actualmente (un funcionamiento estable, escalable, etc.) o si podrá ser aplicada de manera generalizada y rentable, plantea un amplio horizonte de posibilidades y eventualmente podría potenciar las capacidades de la IA al permitir un procesamiento de información aún mayor y más acelerado.

Características de las GPU diseñadas por NVIDIA, 2000–2022



Fuente: elaboración propia con base en las especificaciones técnicas proporcionadas por NVIDIA.

Nota: se incluyen únicamente las GPU diseñadas por NVIDIA y manufacturadas por TSMC.
Se incluye la GPU con mayor número de transistores para cada año.

Mejoras en las técnicas de procesamiento: aprendizaje automático y aprendizaje profundo

Disponer de técnicas adecuadas de procesamiento es el complemento necesario de las grandes cantidades de datos, así como de la mayor potencia y especialización de los microprocesadores. A las técnicas que hacen posibles las capacidades actuales de la IA se les conoce con el nombre de *machine learning* (aprendizaje automático). El aprendizaje automático es el área de la IA que estudia cómo dotar a un sistema de capacidad de aprendizaje –es decir, la capacidad de incorporar informaciones relevantes sobre su entorno y, a partir de ellas, mejorar su desempeño.[41] En particular, al interior del *machine learning* hay una subrama llamada *deep learning* (aprendizaje profundo) a la cual se deben los mayores avances en IA en años recientes.

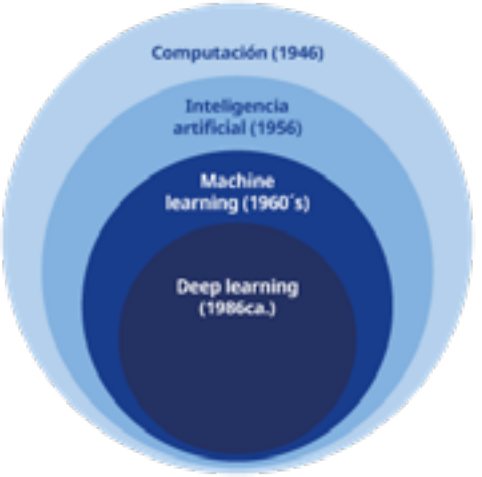
Aunque a veces son tratados como sinónimos, aprendizaje profundo, aprendizaje automático e IA no son idénticos. La IA se refiere al área de investigación científica y desarrollo tecnológico cuyo objetivo es construir sistemas computacionales capaces de interpretar, predecir, tomar decisiones y modificar adaptativamente su funcionamiento (general). El *machine learning* se refiere a las técnicas de diseño de sistemas con capacidad para aprender y mejorar su desempeño de manera automática (particular). Por último, el *deep learning* es la parte más avanzada de las técnicas de *machine learning*, el subconjunto más innovador y potente de los métodos de aprendizaje automático, a la cual se deben algunos de los avances más significativos en el área en años recientes (singular).

Además, un sistema de IA está conformado por múltiples algoritmos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo en una estructura organizada que divide problemas complejos en tareas simples para que puedan ser resueltos. La IA funciona mediante múltiples instancias de aprendizaje automático como componentes de un sistema mayor. Para que un sistema de IA pueda desempeñar correctamente las tareas para las cuales fue diseñado debe haber adecuación entre el problema a resolver, el diseño de su estructura y el contexto en el cual se desenvuelve (Taddy, 2018).

41 No es lo mismo programar a una máquina para que *juegue* ajedrez mediante una codificación detallada de las reglas del juego de tablero, que programarla para que *aprenda a jugar* ajedrez a partir de los datos de partidas previas y que mejore constantemente su desempeño.

El aprendizaje automático y el aprendizaje profundo forman parte de un enfoque de investigación en IA conocido como "conexionista" o de "redes neuronales artificiales",[42] que intenta replicar la estructura del cerebro y las conexiones entre las neuronas mediante el uso de los microprocesadores y el software. Aunque el enfoque conexionista tuvo resultados prometedores durante las décadas de 1950 y 1960, se convirtió en marginal después de que Marvin Minsky y Seymour Papert (1969), dos prominentes pioneros de la IA, desestimaron sus posibilidades de desarrollo futuro al considerar que las computadoras no tenían suficiente capacidad de procesamiento para que las redes neuronales artificiales pudieran llevar a cabo tareas complejas.

La IA y sus técnicas



42 Explicar con amplitud los distintos enfoques existentes en la investigación en IA excede los límites planteados para este texto. Pero conviene señalar que, además del enfoque "conexionista" –dominante en la actualidad, que asume que existe una similitud fundamental entre el cerebro humano y las computadoras e intenta replicar la arquitectura del cerebro biológico mediante el hardware y el software– otro enfoque históricamente relevante ha sido el "simbólico" o basado en reglas, que parte de considerar que la inteligencia humana puede ser formalizada y reconstruida mediante enunciados lógicos. El enfoque simbólico fue dominante durante los primeros años de la historia de la IA. Funciona relativamente bien en contextos cerrados, donde las reglas están claramente definidas, pero tiene grandes fallas en contextos abiertos, ante situaciones cambiantes o en entornos con incertidumbre. Un artículo clásico que discute las particularidades de estos enfoques en el desarrollo de la IA es el de Dreyfus y Dreyfus (1988).

Tras haber sido marginal por algunos años, el enfoque de redes neuronales artificiales es el dominante en las aplicaciones contemporáneas de IA. El punto de inflexión en las técnicas de aprendizaje automático fue 2012, cuando el equipo de investigadores coordinado por Geoffrey Hinton –profesor de la Universidad de Toronto e investigador en Google de 2013 a 2023– ganó una competencia de reconocimiento automático de imágenes llamada ImageNet, lo que representó un parteaguas en las técnicas de visión por computadora. Mediante el uso del aprendizaje profundo, este equipo de investigadores logró que su sistema de IA identificara imágenes con una precisión de 85% en 2012; tres años después consiguieron superar el desempeño humano en el reconocimiento de imágenes al lograr una precisión de 96% –lxs humanxs aciertan en promedio 95% de las veces.

El aprendizaje profundo es "la más poderosa de las técnicas actuales en IA" (Chace, 2018: 13), pues con base en métodos estadísticos sofisticados ha demostrado ser sumamente útil para identificar patrones, correlaciones y estructuras complejos en grandes series de datos. Los sistemas de aprendizaje profundo están diseñados con una arquitectura de software usualmente denominada como "redes neuronales artificiales", estructurada en múltiples "capas" de procesamiento simultáneo y distribuido de informaciones en distintas unidades de procesamiento vinculadas entre sí.[43] Este diseño con múltiples capas es una forma de construir modelos de procesamiento complejos a partir de la conjunción e interacción de múltiples modelos de procesamiento simples. Al procesar información (fotografías, grandes series de números, textos, videos, etc.), cada capa identifica características con distintos niveles de complejidad y encuentra correlaciones entre los datos. El resultado de cada capa se convierte en el insumo de la siguiente capa en la red de procesamiento. Las primeras capas identifican características simples y las siguientes utilizan las correlaciones de las capas previas para ubicar características y correlaciones más complejas. De esta forma, los sistemas de aprendizaje profundo son capaces de "aprender" representaciones complejas de manera jerarquizada, por niveles.

43 De ahí la vaga analogía que se establece entre estos sistemas y el cerebro al hablar de "redes neuronales artificiales", pues el cerebro "procesa" información de manera simultánea y distribuida.

La idea de construir una máquina que aprenda de la experiencia y ajuste automáticamente sus propias instrucciones es uno de los objetivos más antiguos y esquivos de la IA. Esta idea fue enunciada por primera vez por el matemático británico Alan Turing –considerado el más importante pionero de la computación y la IA– en una conferencia en 1947. En aquel entonces señaló: "lo que queremos es una máquina que pueda aprender a partir de la experiencia [...] La posibilidad de dejar que la máquina altere sus propias instrucciones proporciona el mecanismo para esto" (Turing, citado en Copeland, 2000). Los sistemas de aprendizaje profundo representan un paso decisivo en esa dirección: utilizan técnicas como la retropropagación para modificar o ajustar sus parámetros internos y así mejorar su desempeño. Cada capa de procesamiento está diseñada para modificar adaptativamente sus parámetros, de tal forma que su capacidad de representación mejore paulatinamente y pueda "aprender" en el proceso a partir de los datos con que es entrenada. Las mejoras en la capacidad de representación y el aprendizaje generado en una capa son transferidas a las siguientes, que a su vez procesan tanto los datos iniciales como los nuevos para ajustar sus parámetros. De esa manera se puede modificar y mejorar la capacidad del conjunto del sistema para encontrar correlaciones, estructuras y patrones en las series de datos. El objetivo de este proceso es evaluar, validar y elegir los mejores modelos a partir de un "proceso iterativo de construcción – implementación – evaluación – rediseño del modelo [que] es automatizable" (Sosa, 2019).

Existen diversos métodos de aprendizaje automático, de los cuales los más importantes son el aprendizaje supervisado, el aprendizaje no supervisado y el aprendizaje por refuerzo. El aprendizaje supervisado consiste en entrenar al sistema con datos previamente etiquetados, para que lleve a cabo una determinada tarea. Por ejemplo, si se quiere que un sistema clasifique fotografías de casas, perros, personas, etc., lo primero que se debe hacer es recolectar una base de datos con miles de imágenes y etiquetar a cada uno de estos elementos en su categoría. Durante su entrenamiento, al sistema se le presentan entradas o *inputs* de imágenes etiquetadas o previamente clasificadas; posteriormente, se le presentan imágenes sin etiquetar que contienen esos elementos para que los identifique. El sistema mejora sus capacidades conforme se le "entrena" o "alimenta" con más información porque modifica sus parámetros internos para reducir el margen de error y clasificar correctamente en más ocasiones los elementos relevantes.

Por su parte, el aprendizaje no supervisado consiste en entrenar al sistema de aprendizaje automático con datos sin clasificar, de tal forma que identifique correlaciones y características en la información sin requerir datos previamente etiquetados. Por último, el aprendizaje por refuerzo es similar al aprendizaje supervisado, con el añadido de que la persona que supervisa el sistema brinda retroalimentación para maximizar el desempeño deseado en forma de señales que refuerzan los resultados esperados y señalan cuando los resultados son inadecuados o inapropiados para evitar que se repitan.

En las técnicas de aprendizaje automático que existían en décadas previas era imprescindible que los datos fueran previamente clasificados o etiquetados para procesarlos. Actualmente, una característica clave del aprendizaje profundo respecto de sistemas previos es que objetivan la capacidad de identificar patrones, características o correlaciones directamente de los datos sin haber sido programados específicamente para ello. Al respecto, LeCun, Bengio y Hinton (2015: 436) consideran que "el aspecto clave del aprendizaje profundo es que esas capas de características no son diseñadas por ingenieros humanos: son aprendidas a partir de los datos usando un procedimiento de aprendizaje de propósito general". Esto significa que los sistemas de IA que utilizan técnicas de aprendizaje automático pueden identificar patrones y llevar a cabo tareas sin haber sido explícitamente programadas para ello. No obstante, aunque el *deep learning* tiene un enorme potencial para el aprendizaje no supervisado, la mayoría de sus aplicaciones actuales utilizan el aprendizaje supervisado y por refuerzo.

Un ejemplo puede ser útil para ilustrar de manera sumamente simplificada el funcionamiento de un sistema de aprendizaje automático. En la capa inicial de procesamiento se introducen miles de millones de imágenes donde se han etiquetado semáforos y automóviles. Algunas de esas imágenes han sido etiquetadas de manera gratuita por quien lee estas líneas en una de las molestas CAPTCHA con las que Google u otras empresas nos piden demostrar que no somos robots.[44] La segunda

44 CAPTCHA es el acrónimo de Completely Automated Public Turing test to Tell Computers and Humans Apart, o prueba de Turing completamente automática y pública para diferenciar a las computadoras de lxs humanxs. Cada vez que llenamos una CAPTCHA estamos etiquetando datos de manera gratuita para las grandes empresas tecnológicas, que probablemente usarán para entrenar sus sistemas de IA, lo que es una forma de trabajo impago.

capa o conjunto de capas puede detectar la presencia o ausencia de semáforos en fotografías sin etiquetar. Este resultado pasa a los siguientes niveles para que siga siendo analizado. Las próximas capas detectan temas al identificar determinadas composiciones o posiciones en la imagen –por ejemplo, si el semáforo tiene la luz en verde o en rojo. Un conjunto posterior de capas de procesamiento puede vincular temas entre sí e identificar correlaciones entre ellos; por ejemplo, qué hacen los autos cuando el semáforo frente a ellos está en verde y qué hacen cuando está en rojo. Las capas subsiguientes pueden detectar combinaciones más amplias y, a partir de ello, llevar a cabo funciones complejas. De esta manera se entrena a un vehículo autónomo –una aplicación de la IA en cuyo desarrollo han realizado cuantiosas inversiones empresas como Google, Uber y Tesla– para que tenga un desempeño adecuado ante un semáforo, dependiendo del color de la luz.

Además de involucrar métodos complejos, el aprendizaje automático implica un cambio de enfoque respecto de la manera clásica en que se trabaja con los datos. En la estadística tradicional se parte de un modelo y los datos se usan para validarlo o refutarlo. En cambio, con el aprendizaje automático, el punto de partida son grandes cantidades de datos y el sistema construye el modelo matemático a partir de ellos. El objetivo de las técnicas de aprendizaje automático no es validar teorías sino utilizar los datos observados para construir el modelo matemático que permita interpretar, predecir, ofrecer sugerencias y tomar decisiones.

Otra novedad de estos métodos radica en que los algoritmos utilizados están diseñados para ajustar los parámetros del modelo y modificar adaptativamente su desempeño en función de los datos. La clave del proceso de aprendizaje automático radica en sacar ventaja de la proliferación de datos y del incremento en la capacidad de cómputo. El desempeño de un sistema de IA basado en las técnicas de aprendizaje profundo mejora conforme más datos se usan para entrenarlo y mayor poder de cómputo se destina a tal fin. Esto ha llevado a una carrera entre las grandes empresas tecnológicas. Al buscar que sus sistemas de IA sean mejores que los de sus competidores, recurren a la extracción de más datos y a disponer de mayor capacidad de procesamiento. Al basarse en volúmenes crecientes de datos, el modelo es constantemente re-evaluado, modificado y ajustado para que su desempeño sea cada vez mejor y más preciso. Con los métodos existentes, la reconstrucción y ajuste del modelo estadístico, así como

las mejoras en su desempeño, pueden hacerse con mínima intervención humana a partir de los nuevos datos.

En este sentido, las aplicaciones contemporáneas de la IA representan un salto cualitativo: por primera vez existen sistemas tecnológicos que mejoran de manera automática y adaptativa su funcionamiento por encima de las capacidades con las cuales fueron diseñados inicialmente. Esta capacidad de auto-mejoramiento adaptativo de los sistemas de IA se debe a las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

La excepcional capacidad de los sistemas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo para encontrar patrones y estructuras complejas en grandes series de datos permite que tengan aplicaciones muy diversas y útiles para la ciencia, las empresas y el gobierno. Entre esas aplicaciones destacan el procesamiento del lenguaje natural, generación de textos, reconocimiento de imágenes, traducción, descubrimiento de nuevos fármacos, predicción de la estructura de las proteínas, investigación genómica, búsquedas en sitios web, filtración de contenido en redes sociodigitales y recomendaciones de compra en sitios de comercio electrónico, entre muchas otras. El aprendizaje automático y aprendizaje profundo están en la base de los servicios de IA ofrecidos por las grandes empresas de tecnologías digitales. Conforme la digitalización se extienda a más objetos y prácticas, las aplicaciones del aprendizaje automático y profundo abarcarán cada vez más ámbitos de la vida económica y social.

Al ser un área de desarrollo tecnológico tan reciente, una dificultad a la que se enfrentan las empresas de tecnologías digitales es la escasez de ingenierxs que dominen las técnicas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo. Existe una intensa competencia entre las grandes empresas del área por atraer a sus filas a lxs pocxs ingenierxs altamente especializadxs en estas técnicas mediante sueldos muy elevados. Una muestra temprana de esta carrera por el personal técnico altamente calificado fue la contratación de Geoffrey Hinton por Google y de Yann LeCun por Facebook, ambas en 2013, para dirigir sus equipos de investigación en IA. Adicionalmente, ante la urgencia de situarse en la vanguardia en la implementación de los sistemas de IA y la escasez de personal altamente calificado, empresas como

Google han impulsado enérgicos planes para entrenar a sus ingenierxs en estas técnicas novedosas (Levy, 2016). Un ejemplo más reciente de esta acentuada disputa fue el anuncio hecho por Mark Zuckerberg, director ejecutivo de Meta, de que su empresa pagaría hasta cien millones de dólares en un año a ingenierxs especializados en IA de empresas como OpenAI o Anthropic para que dejaran sus empleos y se unieran al laboratorio de "superinteligencia" de Meta (Isaac y Metz, 2025). El control de esta fuerza de trabajo con una altísima preparación y especialización adquiere relevancia como un elemento estratégico en la competencia intercapitalista.

La computación en la nube

Un cambio importante que también ha sido clave para el auge reciente de la IA es el surgimiento de la computación en la nube (*cloud computing*). La "nube" se ha convertido en la "infraestructura básica de la economía digital" (Srnicek, 2018a: 62) porque es el lugar más importante para el procesamiento de datos para la IA.

Si retomamos la metáfora planteada por Andrew Ng –director del laboratorio de IA en la Universidad de Stanford y uno de lxs investigadorxs más destacadxs en el área– según la cual la IA es la "nueva electricidad", los centros de datos en la nube serían la central donde se genera esa energía. De hecho, según Matt Taddy (2018), el mercado de la IA podría quedar atrapado en la disputa por la participación de mercado en los servicios de computación en la nube.

Los servicios de computación en la nube consisten en la renta de recursos computacionales como almacenamiento, procesamiento, software e infraestructuras mediante la interconexión de dispositivos a internet. Las empresas que controlan las infraestructuras de computación en la nube ofrecen a sus clientes la IA como un servicio estandarizado (Parsaeefard *et al*., 2019).

Al contrario de lo que su nombre parece indicar, la "nube" no es etérea. Se trata de enormes edificios –conocidos como centros de datos– con millones de servidores donde se almacenan y procesan ingentes volúmenes de datos. El

procesamiento de datos en la nube requiere de un consumo de energía eléctrica sumamente elevado, que aumenta rápidamente conforme se usan chips más densos y complejos. Vincent Mosco (2016) subraya que la metáfora de la nube es engañosa porque contribuye a ocultar que el procesamiento de datos involucra procesos materiales complejos y un elevado consumo de energía eléctrica. La nube es la infraestructura física que sostiene la virtualidad contemporánea; en ella se integran las capacidades de almacenamiento y procesamiento de datos a gran escala.

Según estimaciones de la Agencia Internacional de la Energía (IEA, 2025), en 2024 el consumo global de energía de los centros de datos fue de 416 teravatios-hora al año, una cantidad de energía eléctrica similar a la que consume Arabia Saudí. Si los centros de datos fueran un país, serían el doceavo país con mayor consumo de electricidad en el mundo, por encima de países como Irán, México, Turquía, Italia o Reino Unido. La mayor parte de esa energía eléctrica se genera mediante la quema de combustibles fósiles, particularmente de carbón mineral y gas natural. De acuerdo con un artículo publicado en la revista *Nature*, se estima que para el año 2030 el sector de las tecnologías de la información y la comunicación en su conjunto podría representar 20.9% del consumo de energía eléctrica mundial; para ese mismo año, los centros de datos representarían aproximadamente 8% del consumo total de energía eléctrica en el mundo y 2% de las emisiones globales de gases de efecto invernadero (Jones, 2018). El incremento en el consumo de energía eléctrica de los centros de datos se debe a la incesante y cada vez más acelerada extracción, tráfico y procesamiento de datos, así como al uso de chips cada vez más densos y especializados. Con su frenético ritmo de consumo de energía, los centros de datos –en particular, los centros de datos en la nube– son una poderosa fuerza impulsora del cambio climático. Al consumir enormes cantidades de energía y generar gases contaminantes, las corporaciones que controlan las infraestructuras de la nube contribuyen a la destrucción del ambiente y a exceder los límites naturales que hacen posible la reproducción de la vida social.

Según información de Cisco (2018), el tráfico de información hacia los centros de datos "en la nube" superó en volumen al tráfico de información hacia los centros

de datos "tradicionales" en 2013. Desde entonces, el tráfico de información hacia los centros de datos en la nube no ha dejado de crecer: actualmente representa más de 90% del tráfico global de datos.

En los últimos años, la computación en la nube ha sido una de las áreas más dinámicas y lucrativas de las tecnologías de la información: ha reemplazado en medida importante a los productos tradicionales de hardware y software porque permite escalamiento, mayor eficiencia y ahorros. El servicio de computación en la nube de Amazon, la empresa pionera y líder en esta tecnología, comenzó a mediados de la década de 2000. Tras algunas dificultades para desarrollar sistemas de cómputo con los cuales llevar a cabo nuevos proyectos y funciones, lxs ingenierxs de Amazon crearon una infraestructura computacional común.[45] Posteriormente, se percataron que otras empresas necesitaban infraestructuras similares y que podían rentarles su capacidad excedente, lo que permitió elevar las tasas de utilización de sus redes, servidores y centros de datos (Wakabayashi, 2019). La computación en la nube permite economías de escala y la posibilidad de ofrecer cientos de servicios con un costo marginal reducido. Los proveedores de computación en la nube ofrecen software e infraestructuras digitales estandarizadas pero personalizables, así como herramientas para el diseño de nuevos programas o aplicaciones (Cusumano, 2010).

---

45 La información que se almacena y procesa en la nube está compartimentada y unas empresas no pueden hacer uso de los datos de otras; tampoco el proveedor del servicio puede utilizar los datos de sus clientes. No obstante, existe preocupación entre las empresas que utilizan la nube sobre la seguridad de sus datos, la propiedad intelectual de sus aplicaciones y la posibilidad de filtraciones hacia sus competidores, sean estas intencionadas o resultado de fallas en la plataforma. La situación es aún más compleja cuando una empresa le renta capacidad de cómputo a sus competidores. Un ejemplo destacado de ello lo ofrece Amazon, cuya división AWS renta capacidad de cómputo a Netflix, plataforma que compite directamente con su servicio de *streaming*, Amazon Prime Video. Aunque Netflix es más popular, esta empresa se encuentra en una situación de vulnerabilidad: le renta la infraestructura esencial de la cual depende su servicio a uno de sus competidores. Este tipo de situaciones en que las empresas deben recurrir a las infraestructuras de sus competidores para participar del mercado tienen una gran importancia para la competencia intercapitalista en la actualidad y han sido analizadas por autoras como Lina Khan (2017), quien presidió la Comisión Federal de Comercio de Estados Unidos de 2021 a 2025, durante la presidencia de Biden.

Asimismo, la computación en la nube ha permitido generar ahorros significativos en términos de hardware y software para las empresas que rentan esos servicios. Los servicios de computación en la nube funcionan mediante un esquema de pago por uso. En lugar de comprar, instalar, operar y dar mantenimiento a sus propios sistemas e infraestructuras, las empresas u organizaciones pueden rentar múltiples capacidades tecnológicas –como herramientas de análisis de datos, tecnologías de reconocimiento facial, herramientas de desarrollo de software con IA, entre otras– y pagar por ellas en la medida en que las usan. En un inicio, estos servicios fueron particularmente atractivos para *startups* de software, pero en la actualidad son utilizadas por bancos, gobiernos, fuerzas armadas y empresas de todos los sectores y tamaños para el almacenamiento y procesamiento de información. Al ofrecer una infraestructura computacional común, los centros de datos en la nube han dado lugar a una centralización inédita de las capacidades de procesamiento y almacenamiento en un grupo reducido de grandes corporaciones.

En suma, al servir como el principal soporte para el almacenamiento y procesamiento de la mayor parte de información que permite el funcionamiento de la economía mundial, la computación en la nube se ha convertido en una infraestructura de carácter estratégico. Las corporaciones líderes en los servicios de computación en la nube –entre las cuales destacan Amazon, con Amazon Web Services; Microsoft, con Azure; y Google, con Google Cloud– detentan la propiedad y control de una infraestructura esencial para los procesos de acumulación y para las sociedades contemporáneas.

Mejoras en las redes de telecomunicaciones

Para su adecuado funcionamiento, los sistemas de IA requieren que la circulación de datos sea muy acelerada, con el fin de que los comandos puedan ser procesados y la acción que se requiere pueda ejecutarse en cuestión de instantes, de manera casi simultánea. Para que una persona reciba una respuesta cuando hace una pregunta a ChatGPT o le pide a Amazon Alexa que encienda la luz de una habitación, la instrucción debe ser codificada. El código se transmite desde el dispositivo en

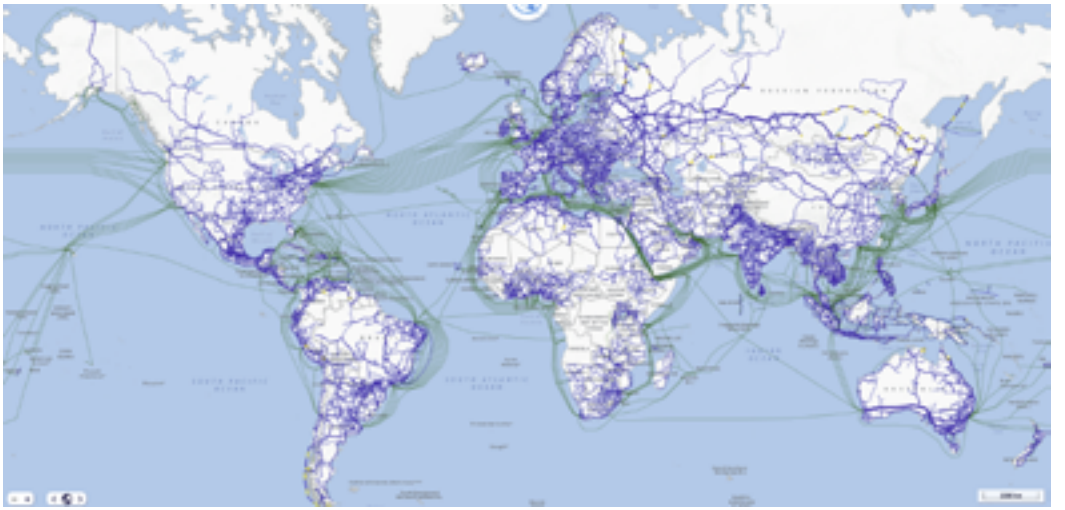
que se formuló hacia el centro de datos –en ocasiones localizado a cientos o miles de kilómetros de distancia–, donde se procesa con algoritmos especializados, para después transmitirse de vuelta al dispositivo donde se ejecuta el comando. La necesidad de enviar y recibir datos de manera acelerada es aún mayor cuando se trata de otros usos de la IA, como los vehículos autónomos o ciertos tipos de maquinaria industrial, donde la rapidez de la respuesta puede ser cuestión de vida o muerte.

Para cumplir el requerimiento de reducir tendencialmente a cero el tiempo de respuesta de los sistemas de IA, se necesitan redes de telecomunicaciones capaces de transmitir datos con mayor velocidad. Asimismo, conforme la adopción de la IA aumenta y los dispositivos que incorporan esta tecnología se multiplican y diversifican, es necesario que las redes de telecomunicaciones puedan transmitir un volumen de datos cada vez mayor. En suma, el desarrollo de la IA requiere infraestructuras de telecomunicaciones más extendidas, veloces, estables y con mayor ancho de banda.[46] Entre las mejoras recientes en las infraestructuras de telecomunicaciones que permiten el uso de la IA, destacan los cables de fibra óptica y las tecnologías inalámbricas 5G.

Los cables de fibra óptica son la muestra más palpable de que internet es una infraestructura material de escala planetaria. Se trata de una gigantesca red que rodea y envuelve al planeta. Estos cables –cuyo grosor en la mayoría de los casos es similar al del brazo de una persona adulta– son como las venas de internet, por las que circula la mayor parte de la información global que alimenta a la megamáquina de la IA. Se estima que 99% del tráfico intercontinental de internet fluye por los cables submarinos de fibra óptica (Gervasi, 2023). Su uso se ha convertido en la forma dominante del tráfico de datos, pues es más rápido, barato y confiable que otras opciones como las telecomunicaciones satelitales.

46 El ancho de banda se refiere a la cantidad máxima de datos que se puede transmitir mediante una conexión a internet en un tiempo dado.

Infraestructuras digitales: los cables de fibra óptica



Nota: en verde, los cables submarinos de fibra óptica;
en azul oscuro, los cables terrestres.
Fuente: International Telecommunications Union,
Infrastructure Connectivity Map, https://bbmaps.itu.int/bbmaps/.

Estos cables reproducen patrones coloniales e imperialistas de dominación, pues se usan para la extracción de riquezas y el ejercicio del poder sobre las regiones dominadas. Además, se instalan sobre las mismas rutas de navegación y de ferrocarril usadas para esos fines en siglos pasados (Mwema y Birhane, 2024; Jahajeeah, 2024). El uso de las redes de telecomunicaciones se distribuye de manera sumamente desigual en el espacio. Estas infraestructuras son más densas y tecnológicamente avanzadas en las zonas urbanas de los países "desarrollados" o del Norte Global.

Debido a su función como soporte material del internet y de las comunicaciones, los cables de fibra óptica se han convertido en una infraestructura estratégica en las sociedades contemporáneas. Esto se evidencia en todos los ámbitos, incluido el bélico. En el contexto de la guerra entre Rusia y Ucrania, los cables submarinos de

fibra óptica han sido objeto de ataques, a la par que otras infraestructuras críticas. Los casos más conocidos son los incidentes en el mar Báltico a finales de 2024, cuando los cables que conectan a Suecia con Lituania, Finlandia con Estonia y Finlandia con Alemania fueron dañados, lo que provocó que el tráfico de datos entre esos países se interrumpiera (Kottasová, Stockwell y Murphy, 2024). Cuando un cable de fibra óptica se daña, las afectaciones pueden durar días e incluso semanas mientras es reparado; durante una guerra, el tiempo de desconexión puede ser crítico. Funcionarixs de la Unión Europea y la Organización del Tratado del Atlántico Norte (OTAN) sostuvieron que el daño a los cables fue deliberado y atribuyeron los ataques a embarcaciones con banderas de Rusia y China. Los ministros de defensa de Alemania y Finlandia catalogaron esos ataques como actos de sabotaje y amenazas a la seguridad nacional por parte de Rusia, cuyxs funcionarixs han negado las acusaciones (Voce, Ahmedzade y Kirk, 2025).

En el caso de estas infraestructuras también se observa una tendencia hacia la centralización en el gran capital digital. Durante los primeros años del milenio, los cables submarinos fueron instalados y controlados por empresas de telecomunicaciones. A partir de la segunda mitad de la década de 2010, los gigantes de internet han ampliado su control sobre esas infraestructuras. Actualmente, empresas como Alphabet, Meta, Amazon y Microsoft realizan grandes inversiones para instalar y operar sus propios cables submarinos. Alphabet –empresa matriz de Google– es propietaria o inversionista de más de 30 cables submarinos de fibra óptica (Meredith, 2025). Por su parte, Meta –matriz de Facebook e Instagram– anunció recientemente sus planes para construir el cable submarino más largo del mundo, cuya extensión de 50 mil kilómetros superará la de la circunferencia de la Tierra (Carroll, 2025). La incorporación de las grandes empresas de tecnologías digitales en el sector de los cables submarinos forma parte de un impulso más amplio por controlar las infraestructuras críticas de la digitalización en la era de la IA (Muldoon, Graham y Cant, 2024).

Otra innovación complementaria que contribuirá a acelerar e incrementar el tráfico de datos para la IA son las redes de telecomunicaciones inalámbricas de quinta generación, mejor conocidas como 5G. Actualmente, su importancia aún es acotada. La tecnología 4G es la que provee de conectividad a la mayoría de teléfonos móviles; no obstante, se prevé que el uso de las redes 5G aumentará significativamente en los próximos años.

Como su nombre indica, estas redes de telecomunicaciones móviles han sido antecedidas por otras generaciones. Desde el punto de vista que aquí interesa, la diferencia crucial entre las redes 5G y las generaciones que las precedieron radica en el incremento en el *volumen* y la *velocidad* del tráfico de datos, así como en la reducción de la latencia –es decir, del tiempo que transcurre entre que un dispositivo envía datos a un servidor y recibe una respuesta. Estas mejoras se logran principalmente mediante el uso de ondas de radio de alta frecuencia.[47] Aunque la velocidad efectiva de descarga depende de numerosos factores, como la ubicación y el número de dispositivos conectados a la red, se estima que la velocidad de descarga en una red 5G es diez veces mayor que en las redes 4G e incluso podría llegar a ser cien veces superior. Asimismo, la empresa de equipo de telecomunicaciones Cisco (s.f.) estima que las redes 5G pueden transportar un volumen de datos mil veces superior al de la generación de redes que las precedieron.

Otra diferencia importante es que mientras las redes 4G fueron diseñadas fundamentalmente para conectar teléfonos móviles, las redes 5G están diseñadas para conectar y soportar el tráfico de datos de una mayor variedad de dispositivos, no solo de *smartphones*. Esto abre la puerta a una mayor diversidad de usos de maquinaria industrial, de transporte u otros dispositivos conectados a la red –en lo que se conoce como el "internet de las cosas", una de las aplicaciones de la IA–, que podrán enviar datos y recibir instrucciones de manera casi instantánea, aumentando la productividad y eficiencia de las empresas.

Un factor que ha retrasado la adopción de las redes 5G es la guerra comercial y tecnológica de Estados Unidos con China. En 2019, durante la primera presidencia de Donald Trump, el gobierno de Estados Unidos impuso sanciones a Huawei, empresa líder en el desarrollo de las redes 5G, alegando problemas de ciberseguridad ante la posibilidad de que sus redes de telecomunicaciones tuvieran "puertas traseras" que pudieran ser usadas para el robo de propiedad

47 Los impactos potenciales de las ondas de radio de alta frecuencia sobre la salud humana aún están bajo investigación. Algunas investigaciones han advertido sobre su impacto potencialmente negativo sobre la fertilidad, el desarrollo embrionario y en el desarrollo de enfermedades como el cáncer (European Parliament, 2021; Jain y Jain, 2022). Son necesarias más investigaciones y acciones políticas al respecto, que antepongan la salud y la vida de la población sobre los intereses de las empresas.

intelectual, el sabotaje o para acceder a información que pusiera en riesgo la seguridad nacional estadounidense. Diversos analistas han sostenido que, en realidad, la principal razón de las sanciones impuestas por Estados Unidos fue su inferioridad tecnológica en un sector de vanguardia respecto de una empresa con sede en China, su principal rival geopolítico; en concreto, argumentan que se trató de un] intento por estrangular a un competidor que le llevaba la delantera (Friis y Lysne, 2021). Visto en retrospectiva, las sanciones impuestas por Estados Unidos a Huawei fueron una fase inicial de una disputa tecnológica que se agudizó en los siguientes años, cuya expresión más reciente y crítica ha sido el bloqueo a las exportaciones hacia China de chips para IA.

Al igual que en el caso de los cables de fibra óptica, la importancia de las redes 5G radica en la posibilidad de acelerar las comunicaciones y el tráfico de datos, lo que a su vez contribuye a abreviar el tiempo de circulación del capital a través de lo que Marx llamó la "anulación del espacio por medio del tiempo" (Marx, 2016, vol. 2: 31).[48] Asimismo, al reducir el tiempo de latencia tendencialmente a cero, la mejora en las infraestructuras de telecomunicaciones permite la adopción de nueva maquinaria y equipo conectado a la red, lo que puede apuntalar la productividad y competitividad de los capitales.

Visión de conjunto

El auge reciente de la IA ha sido posible por la convergencia y conjunción de las cinco condiciones descritas: 1) la proliferación de datos digitales, en lo que algunxs autorxs han llamado la datificación del mundo; 2) el aumento en la capacidad de cómputo y producción de nuevos chips especializados para el procesamiento paralelo y distribuido de datos; 3) mejoras en las técnicas de procesamiento y en la capacidad de automejoramiento de los sistemas computacionales; 4) las infraestructuras de cómputo en la nube, que permiten masificar y abaratar

48 "El medio principal para acortar la fase de la circulación es el mejoramiento de las comunicaciones" (Marx, 2011, t. III, vol. 6: 84).

el procesamiento remoto de datos; 5) la mayor extensión y velocidad de las telecomunicaciones en red.

Algunos de los avances clave para la IA solo se explican por la confluencia de los procesos señalados. Por ejemplo, el algoritmo de retropropagación –central para las técnicas de aprendizaje profundo– fue posible por la invención de las GPUs, que han permitido programar y entrenar "redes neuronales" de manera mucho más rápida y práctica que con el hardware y los métodos de procesamiento previos. En ese sentido, LeCun, Bengio y Hinton (2015: 440) argumentan que "mientras que entrenar redes tan grandes podría haber llevado semanas hace solo dos años, los avances en hardware, software y paralelización de los algoritmos han reducido los tiempos de entrenamiento a unas pocas horas".

El uso de los sistemas de IA abre un horizonte amplio de posibilidades de acumulación de capital y concentración del ejercicio del poder a merced de quienes controlan los procesos de extracción de datos, la producción de los chips como la base tecnológica de la digitalización, la fuerza de trabajo altamente calificada y las infraestructuras de tráfico y procesamiento de datos.

No obstante, aun cuando todos los elementos mencionados han permitido el incremento en las capacidades de los sistemas de IA, el elemento con mayor importancia relativa en este proceso es la proliferación de los datos. La importancia de los datos es doble. En primer lugar, debido a las características técnicas del funcionamiento de los sistemas de aprendizaje automático y aprendizaje profundo, la extracción masiva e incesante de datos digitales es el elemento fundamental que permite un mejoramiento continuo en la capacidad de aprendizaje y adaptación flexible de los sistemas de IA.[49] Los datos son el medio a través del cual los sistemas de IA reciben información sobre el mundo físico, los entornos virtuales y las prácticas sociales; son la codificación del mundo y del quehacer colectivo de las sociedades, que constituye la base de la "inteligencia" de la IA. Conforme se amplía y diversifica la masa de datos extraída, almacenada y procesada, se amplían

49 "Pensamos que el aprendizaje profundo tendrá muchos más éxitos en el futuro cercano debido a que requiere poco trabajo de ingeniería, por lo que puede aprovechar fácilmente los aumentos en la cantidad de datos y en la capacidad de cómputo disponibles" (Le Cun, Bengio y Hinton, 2015: 436).

también las capacidades de intelección del mundo de estos sistemas. Si las masas de datos se incrementan de manera incesante y acelerada, las capacidades de la IA podrían estar en expansión y mejoramiento continuos.

En segundo lugar, la centralidad de los datos radica en que son una traducción codificada del mundo –de territorios, objetos, personas, relaciones sociales, procesos de trabajo, etc.–, en la cual se abstraen todos los contenidos concretos de las existencias para hacerlos conmensurables, codificables e instrumentalizables. Las tecnologías digitales permiten registrar y codificar de manera cada vez más detallada los conocimientos estratégicos para la reproducción del capitalismo. La extracción y análisis de datos permiten ampliar el conocimiento de aspectos clave de la reproducción capitalista –producción, circulación y consumo– y perfeccionar su dominio. Asimismo, mediante su uso es posible vigilar, optimizar, gestionar y controlar el funcionamiento de todo tipo de objetos y procesos; crear nuevos espacios de valorización; refinar los mecanismos de vigilancia y control social; aumentar la productividad y la competitividad de las empresas; moldear los deseos y subjetividades de las personas; e incidir en las prácticas y dinámicas sociales. La extracción, concentración y procesamiento de datos a través de la megamáquina de la IA hacen posible la reproducción en escala ampliada de la valorización y la concentración en el ejercicio del poder.

Los siguientes ejemplos pueden ilustrar el carácter estratégico de los datos digitales y de los sistemas de IA para la reproducción capitalista. Por un lado, las grandes corporaciones de tecnologías digitales han establecido alianzas con las principales empresas de la industria petrolera para abaratar y hacer más eficiente la extracción de crudo mediante el uso de sistemas de IA. Entre los acuerdos y contratos firmados destacan los de Google con Total, Saudi Aramco y Anadarko; de Amazon con BP, Royal Dutch Shell y Halliburton; y de Microsoft con ExxonMobil, Chevron, Royal Dutch Shell, Repsol y BP (Merchant, 2019; The Economist, 2019a; Greenpeace, 2020).

La IA es usada a lo largo de toda la cadena de producción de la industria petrolera. En un primer eslabón, conocido en la jerga de la industria como *upstream*, se usa para la exploración de nuevos yacimientos, para mejorar el aprovechamiento de los campos existentes al determinar la cantidad de petróleo recuperable, así como

para analizar datos sobre el volumen y velocidad de extracción de hidrocarburos. En una segunda etapa del proceso, llamada *midstream*, la IA se usa para volver más eficiente el transporte y almacenamiento de petróleo y gas, así como para predecir y sugerir cuándo es necesario dar mantenimiento preventivo a los ductos. Finalmente, en el último eslabón de la cadena productiva, denominado *downstream,* la IA se usa para mejorar la refinación, distribución y venta de petróleo, gas y petroquímicos (Greenpeace, 2020; DW Insights, 2024).

Los datos con que son alimentados los sistemas de IA se extraen a través de cientos de miles de sensores instalados en pozos, ductos, refinerías y otras instalaciones; con estos datos se puede monitorear de manera detallada, simultánea y casi milimétrica los procesos de extracción, transporte, refinación y distribución de los hidrocarburos y sus derivados. Mediante la extracción y procesamiento de datos, los sistemas de IA sirven para controlar los procesos clave de la industria petrolera e incluso llevar a cabo ajustes de forma instantánea, sin necesidad de intervención humana, ante la presencia de fugas, averías, cambios en la demanda, etc.

La incorporación de estos sistemas tecnológicos contribuirá a incrementar la producción y rentabilidad de las corporaciones que extraen combustibles fósiles al automatizar y hacer más eficientes sus procesos. Un ejemplo lo brinda la empresa inglesa BP, cuya producción de petróleo aumentó en más de 30 mil barriles al día en 2018 tras introducir el uso de sensores y sistemas de IA para optimizar la extracción (The Economist, 2019a). Por su parte, la organización ambientalista Greenpeace (2020) encontró que la IA podría incrementar 5% el volumen de extracción de petróleo de las empresas que la usan.

La alianza de las corporaciones tecnológicas con el capital fósil y la incorporación de la IA a lo largo de su cadena de producción ayuda a las empresas petroleras, responsables de la mayor parte de las emisiones de gases de efecto invernadero, a aumentar y abaratar la extracción de combustibles fósiles. Esto tiene graves implicaciones sociales y ambientales porque contribuye a agravar aún más el cambio climático capitalogénico. La simbiosis entre el gran capital tecnológico y el capital fósil se redondea con los recientes acuerdos entre empresas como Amazon, Microsoft o Google con Chevron y Exxon Mobil para cubrir la gigantesca demanda de energía eléctrica para sus centros de datos (Kimball, 2024). En

su convergencia catastrófica, el gran capital tecnológico y el capital fósil son motores de la destrucción del ambiente.

La incorporación de sistemas de IA en la industria petrolera, lejos de ser un caso aislado, es una muestra de un proceso que tiende a extenderse, aunque de manera polarizada y concentrada, hacia las más diversas actividades económicas: de la agricultura a la manufactura, de la publicidad a la banca y los seguros. El uso de sensores y de las plataformas digitales permite extraer grandes volúmenes de datos de la más diversa índole, mediante los cuales se conoce de manera detallada y simultánea información esencial para la producción y reproducción de la moderna sociedad capitalista. Los sistemas de IA procesan estos datos, encuentran patrones, formulan predicciones, toman decisiones y gestionan de manera autónoma y adaptativa cada vez más aspectos de la vida social.

Por otra parte, la reciente pandemia por el virus SARS-CoV-2 mostró con claridad las potencialidades de los sistemas de IA para la vigilancia y el control social. En China, por ejemplo, se utilizó una aplicación para *smartphones* que determinaba en tiempo real si las personas podían estar infectadas de coronavirus, a partir de lo que se conoce como rastreo de contactos. Esta aplicación, desarrollada por una filial del gigante tecnológico Alibaba en colaboración con instituciones del Estado chino, compartía información de lxs usuarixs –su ubicación en tiempo real, el registro histórico de sus movimientos, entre otras– con la policía. Cuando lxs usuarixs registraban su información personal en la aplicación, el software les generaba un código QR de color verde, amarillo o rojo. El código verde autorizaba movilidad irrestricta; el amarillo significaba que debían permanecer en casa por una semana, y el código rojo obligaba a un aislamiento de dos semanas. Los códigos amarillo y rojo eran asignados a las personas sospechosas de estar infectadas por haber estado en contacto con personas enfermas, por haber visitado zonas en cuarentena o por presentar síntomas de COVID-19 (Mozur, Zhong y Krolik, 2020). En algunas regiones de China, el uso de esta aplicación se convirtió en una especie de salvoconducto, sin el cual era prácticamente imposible desplazarse.

En países como Corea del Sur, Taiwán y la propia China se usaron millones de videocámaras provistas de sensores de temperatura y tecnologías de reconocimiento

facial para identificar a las personas sospechosas de ser portadoras del virus. Los sistemas de IA identificaban el rostro de la persona y lo vinculaban con su número telefónico, su geolocalización, su lista de contactos, su historial de viajes, sus compras recientes con tarjeta de crédito, los lugares que visitó recientemente, etc., para hacer un seguimiento de las personas con quienes tuvo contacto. Aquellas personas sospechosas de haber sido contagiadas recibían una notificación en sus teléfonos celulares (Han, 2020).

Las prácticas de vigilancia y control social generalizado descritas fueron posibles por la estrecha cooperación entre Estados y corporaciones. La pandemia de COVID-19 y la crisis social que trajo consigo fueron momentos de gran aceleración e intensificación en el uso de las tecnologías digitales, una suerte de laboratorio social en el que las grandes corporaciones tecnológicas ensayaron formas novedosas de vigilancia y control social automatizado mediante el uso de la IA, cuyos efectos serán duraderos.[50]

Las corporaciones que controlan la extracción de datos están en una posición privilegiada para el desarrollo e implementación de los sistemas de IA. La extracción, almacenamiento y procesamiento de una mayor cantidad de datos lleva a que sus sistemas de IA mejoren su desempeño paulatinamente mediante los algoritmos de aprendizaje automático. Ese mayor rendimiento permite la oferta de servicios y aplicaciones de mejor calidad; esto hace que los productos y servicios ofrecidos por la empresa en cuestión sean más atractivos, lo que permite atraer más usuarixs y redunda en una recolección de datos cuya escala es aún mayor. Todo esto se traduce en ingresos crecientes y cada vez más concentrados para las empresas que lideran la implementación de la IA. A esta espiral, cuya dinámica expansiva se retroalimenta, se le conoce como efectos de red.

Es importante hacer una precisión sobre el uso del concepto "efectos de red". En los debates recientes sobre el capitalismo digital, es común que se hable de "efectos de

50 Para una revisión detallada del uso de las tecnologías digitales para la vigilancia y el control social durante la pandemia de COVID-19, puede consultarse el texto de Josué García Veiga y Lorena Preciado (2022).

red" para dar cuenta de la capacidad de las corporaciones para extraer más datos, mejorar sus servicios, atraer más usuarixs y obtener más ganancias. No obstante, no se trata en rigor de efectos de red "clásicos". En su formulación original, el concepto de efectos de red –también llamados "economías de escala del lado de la demanda" (Katz, 2015: 99)– se acuñó para dar cuenta de las "externalidades positivas de consumo" en las cuales un servicio se vuelve más atractivo para lxs usuarixs individuales conforme aumenta el número de usuarixs (Katz y Shapiro, 1985). En el caso de las plataformas en el capitalismo digital, a esta dinámica de los efectos de red "clásicos" se añade lo que Hal Varian (2018), economista en jefe de Google, denomina "aprender haciendo" o "aprendizaje en la práctica" [*learning by doing*]: un efecto en el cual la calidad del producto, en este caso, los servicios de IA, mejora conforme la empresa que lo ofrece aumenta su inversión y experiencia. A diferencia de los efectos de red, que están centrados "en el lado de la demanda" y suelen producirse de manera más o menos espontánea o automática, el proceso *learning by doing* requiere intención e inversión por parte de las empresas que implementan la IA, pues aun cuando dispongan de grandes volúmenes de datos, si no llevan a cabo acciones sostenidas e inversiones cuantiosas para su procesamiento con técnicas de aprendizaje automático, la calidad de sus productos o servicios no mejorará.

Cuando en este texto se habla de los efectos de red de la IA, hago referencia a la combinación de los efectos de red "clásicos" –"del lado de la demanda"– con el "aprender haciendo" –"del lado de la oferta". A diferencia del uso convencional de dicho concepto, lo que está en juego en el proceso aquí descrito no es solo la mejora de la experiencia de lxs usuarixs conforme la plataforma crece, sino la *capacidad concentrada* en las corporaciones de tecnologías digitales para extraer datos, acumularlos, usarlos para mejorar sus sistemas de IA, realizar inversiones en infraestructuras para mejorar sus capacidades tecnológicas y de esa manera acrecentar sus ganancias y afianzar sudominio de esa tecnología de vanguardia.

Algunos elementos que contribuyen a acentuar aún más la centralización de los datos en unas pocas empresas son la incompatibilidad entre plataformas rivales; la "dependencia del camino" [*path dependency*] (Srnicek, 2018b); la no-portabilidad de los datos entre empresas competidoras; y la exclusividad en

la propiedad y uso de los datos, que permite construir "fosas protectoras" ante la competencia[51] (The Economist, 2017).

Otra característica de la IA que contribuye a su concentración en las grandes corporaciones son las economías de escala. Hay al menos dos tipos de economías de escala de gran relevancia para la IA: 1) en la inversión en capacidad de cómputo necesaria para soportar el procesamiento de grandes volúmenes de datos; y 2) economías de escala en investigación y desarrollo (I&D).

Las empresas que desarrollan e implementan sistemas de IA se enfrentan a un notable encarecimiento conforme estos aumentan su escala (Burrell, 2016). Esto es resultado de un proceso en el que hay dos tendencias que apuntan en direcciones contrarias. Por una parte, las mejoras en los microprocesadores conducen a un abaratamiento de la capacidad de cómputo para llevar a cabo una tarea determinada. Por otra parte, el aumento en la cantidad de datos procesados, la complejización de las técnicas de procesamiento y el crecimiento en la escala de uso de los sistemas de IA conducen a un encarecimiento. El resultado neto de estas tendencias es un incremento sustancial en el costo total de funcionamiento de los sistemas de IA.

Según un estudio reciente del *think tank* Centre for the Governance of AI, "la cantidad de recursos informáticos utilizados para entrenar sistemas de IA se ha multiplicado por 350 millones en los últimos trece años" (Heim *et al.*, 2024). Para que las empresas puedan acumular datos en una escala siempre creciente y sacar provecho de las técnicas más sofisticadas de análisis de datos, deben realizar grandes inversiones para expandir su capacidad de almacenamiento

---

51 Un ejemplo puede servir para aclarar la cuestión. En los servicios de telefonía fija, los clientes de una empresa pueden contactar a lxs usuarixs que contrataron su servicio con otra empresa; esto significa que los sistemas de ambas empresas son compatibles, con lo que la extensión de los efectos de red abarca a todo el mercado, incluso entre empresas competidoras. En el caso de las empresas que brindan servicios de internet, sus sistemas son incompatibles: lxs usuarixs de dos servicios de mensajería instantánea –por ejemplo, WhatsApp y Signal– no pueden comunicarse entre plataformas, con lo cual los efectos de red se limitan al servicio ofrecido por la empresa individual. Asimismo, esto contribuye a que una e mpresa se consolide como dominante, en detrimento de sus competidoras.

y procesamiento. Según la consultora McKinsey Technology (2020), los costos asociados al almacenamiento, gestión y procesamiento de las bases de datos de grandes organizaciones (empresas y gobiernos) ascienden a miles de millones de dólares anualmente. En estas circunstancias, los efectos de red y las economías de escala se entrecruzan: las grandes empresas controlan la extracción y procesamiento de datos; además, solo las empresas de gran tamaño pueden destinar miles de millones de dólares anualmente para almacenar y procesar sus bases de datos. Ambas condiciones representan barreras a la entrada que apuntalan las ventajas de las empresas dominantes, al tiempo que representan obstáculos que excluyen a las pequeñas empresas y a los nuevos competidores.

Otro aspecto en el cual las economías de escala son cruciales para la IA es el gasto en I&D, que permite a las empresas líderes en esta tecnología posicionarse en la frontera de la innovación y preservar su posición dominante al crear nuevos productos y servicios. Como se señaló en el capítulo 1, el gasto en I&D de las grandes empresas de tecnologías digitales es masivo. En 2024, las empresas de tecnologías digitales que más gastaron en I&D a nivel mundial fueron Amazon (88.5 mil millones de dólares, mmd), Alphabet (49.3 mmd), Meta (43.9 mmd), Apple (31.4 mmd), Microsoft (29.5 mmd) y Samsung (24.1 mmd). El gasto en I&D de estas empresas supera al de la mayoría de los países del mundo. Aunque no todo el gasto en I&D de estas grandes corporaciones transnacionales está orientado a la IA, las cifras son indicativas de su escala y masividad. La escala del gasto en I&D de las mayores empresas de tecnologías digitales genera una brecha infranqueable respecto de sus competidoras nuevas y pequeñas.

En suma, las empresas líderes en la implementación de la IA serán las que dispongan de más datos, las que puedan realizar inversiones masivas para construir infraestructura de procesamiento –centros de datos– y las más innovadoras –es decir, que abran nuevos espacios de valorización al crear nuevas mercancías y servicios, que optimicen y vuelvan más eficientes los procesos y que desarrollen los mejores métodos de aprendizaje automático.

Tanto en sus condiciones técnicas de funcionamiento como en sus principales dinámicas económicas –los efectos de red y las economías de escala–, la IA tiende hacia una elevada concentración y centralización, de tal forma que el gran capital

se vuelve aún más grande.[52] Las razones que conducen a la concentración de la IA en el gran capital no existen de manera aislada, sino que se conjugan en una espiral que tiende a reforzar la posición de las empresas líderes y a acrecentarla conforme pasa el tiempo. Más que un resultado anómalo, la concentración de las capacidades de IA en un puñado de corporaciones es consustancial a la forma en que se organiza socialmente el desarrollo y uso de esta tecnología de vanguardia en el capitalismo contemporáneo.

Los oligopolios de las tecnologías digitales, en particular en lo que respecta a la IA, dan una nueva configuración a la concentración y organización del mercado. La diferencia no radica únicamente en el enorme tamaño que han alcanzado las empresas de tecnologías digitales.[53] La diferencia es también cualitativa: los oligopolios digitales —como Amazon, Microsoft y Alphabet— controlan infraestructuras clave para el funcionamiento del conjunto de la economía. A esto hay que añadir que su actividad empresarial no se limita a una sola industria y que tienen un carácter multifacético (Srnicek, 2018b). Por ejemplo, en su sitio de compras en línea, Amazon tiene múltiples personalidades de negocios: es simultáneamente el propietario del sitio, regula el acceso, es comerciante minorista, distribuidor, entre muchas otras (Khan, 2017). Ante las nuevas formas del mercado y la concentración del capital, las teorías y políticas de competencia económica concebidas en el siglo XX –cuya principal preocupación gira en torno a la capacidad de las empresas para incidir en la fijación de los precios o en el volumen de la producción– son inoperantes e inadecuadas (Khan, 2017; Zuboff, 2019).

---

52 Como argumentan en la revista británica *The Economist* (2021b), "los efectos de red y de escala significan que tamaño engendra tamaño, a la vez que los datos pueden actuar como una barrera a la entrada".

53 Al 31 de diciembre de 2024, solo diez empresas en el mundo tenían una valuación bursátil superior a un billón (trillion, en inglés) de dólares. A excepción de la empresa petrolera Saudi Aramco, todas ellas eran del sector de las tecnologías digitales, partíciwpes de la producción e implementación de la IA: Apple (3.81 billones de dólares, bd), NVIDIA (3.37bd), Microsoft (3.16bd), Alphabet (2.35bd), Amazon (2.33bd), Meta (1.49bd), Tesla (1.34bd), Broadcom (1.10bd) y TSMC (1.04bd). Cabe señalar que antes de 2018 ninguna empresa había alcanzado un valor en bolsa superior al billón de dólares; la primera en hacerlo fue Apple (Davies, 2018).

Los sistemas de IA permiten hacer inteligibles enormes masas de datos sobre entornos físicos y virtuales, encontrar en ellos correlaciones matemáticas intrincadas, generar predicciones, formular recomendaciones y tomar decisiones de manera automática sobre aspectos esenciales de la vida en sociedad. Por la posibilidad de su uso masivo y rentable, la IA apunta a convertirse en la principal tecnología transversal del capitalismo contemporáneo. La extracción, almacenamiento y procesamiento de datos mediante los sistemas de IA hace posible una concentración inédita del conocimiento, ganancias y poder en unas cuantas empresas, con sede en unos pocos países. Estas empresas controlan las infraestructuras y condiciones de la implementación de la IA, lo que les otorga la capacidad de diseñar y organizar el conjunto del proceso de reproducción social en su beneficio (Ceceña, 1998b).

Esta tendencia a la concentración y centralización en el área de la IA no debe entenderse como una anulación o atemperación de la competencia. Por el contrario, da lugar a una intensa competencia entre gigantes. A diferencia de lo que sostiene la teoría económica *mainstream*, la relación entre competencia y monopolio (u oligopolios) no es de mutua exclusión sino de codeterminación y complementariedad en el movimiento de los procesos de acumulación. Los oligopolios de la IA solo podrán mantenerse a través de una intensa competencia.[54] Los efectos de red y las economías de escala generan una brecha difícil de superar entre las grandes empresas oligopólicas de la IA y los eventuales nuevos competidores, pero conducen a una aguda disputa por la vanguardia tecnológica y a una intensa confrontación entre estos oligopolios por el acceso a las fuentes de ganancia (Ornelas, 2017).

Esta batalla de gigantes se observa ya en el empalme entre las actividades de las grandes empresas tecnológicas. Aun cuando en un inicio sus negocios estaban claramente diferenciados –Google se dedicaba a las búsquedas en línea, Facebook a las redes sociodigitales, Amazon al comercio electrónico, etc.–, en su proceso de expansión por posicionarse en sectores clave para la apropiación de ganancias y la extracción de datos estas empresas han invertido en los mismos sectores, con lo cual sus actividades se traslapan. Esto las lleva a disputarse mercados

54 Al respecto, Marx señalaba que "el monopolio engendra la competencia, la competencia engendra el monopolio. [...] La síntesis consiste en que el monopolio no puede mantenerse sino librando continuamente la lucha de la competencia" (Marx, 2015: 102).

y a convertirse en competidoras inmediatas. Según el semanario The Economist (2021b), el porcentaje de los ingresos de las mayores empresas tecnológicas estadounidenses –Amazon, Apple, Facebook, Google y Microsoft– que se traslapa con las demás pasó de 22% en 2015 a 38% en 2020. Además, una proporción cada vez menor de sus ingresos proviene de la actividad a la que se dedicaban inicialmente (The Economist, 2021c). Actualmente Amazon, Microsoft y Google compiten intensamente en la computación en la nube; Google, Facebook, Microsoft y Apple tienen aplicaciones de videollamadas y compiten entre sí; Apple, Amazon, Google y Microsoft tienen asistentes de voz incorporados en sus productos; los ingresos por publicidad de Amazon aumentan, lo que amenaza la posición de Facebook y Google, por mencionar algunos ejemplos.

Por otra parte, la competencia entre las empresas de tecnologías digitales y viejas empresas consolidadas de otros sectores se intensifica. En algunas de sus inversiones, como los vehículos autónomos, gigantes de internet como Alphabet –con su filial Waymo– ya chocan con grandes empresas como Toyota y Volkswagen, entre otras. Asimismo, con la incorporación de Walmart al comercio electrónico, Amazon tiene ahora rivales que ponen en cuestión su posición monopólica en el sector.

Conforme los oligopolios de la IA continúen en su proceso de expansión y sus negocios se superpongan, la competencia entre gigantes será cada vez más intensa.

Inteligencia artificial y acumulación en el capitalismo contemporáneo[55]

Las interpretaciones dominantes sobre las nuevas tecnologías y la IA afirman que nos encontramos en el umbral de una nueva era de cambio tecnológico acelerado que traerá consigo un renovado dinamismo económico y profundas transformaciones en todos los ámbitos de la vida humana (una de las interpretaciones más conocidas en este sentido es la de Schwab, 2016). Frente a este tecno-optimismo, en el presente capítulo analizo las características, potencialidades y limitaciones de la IA para brindar dinamismo al proceso de acumulación de capital. Específicamente, propongo un análisis crítico de la IA y de su impacto en los procesos de acumulación a partir de considerar las características actuales de su adopción y las condiciones de la acumulación en el capitalismo contemporáneo. Para ello, propongo ubicar a la IA en el contexto de las tendencias del despliegue del capitalismo, con el fin de identificarla en su historicidad. Posteriormente, discuto algunas de las características actuales de su adopción, que contribuyen a explicar su impacto limitado en la acumulación de capital. Por último, sugiero algunas consideraciones finales.

La IA como realización cimera de las tendencias del desarrollo capitalista

En años recientes, la IA se convirtió en un tema reiterado en el debate público, académico y mediático. Muchos de los análisis sobre los sistemas de IA concentran su atención en el muy corto plazo, en lo que Fernand Braudel llamaba la "historia de los acontecimientos", a la que consideraba "la más caprichosa, la más engañosa de las duraciones" (Braudel, 1980: 64). De esa manera, en la mayor parte de la bibliografía

55 Una primera versión de este texto se publicó en *Crónicas de la bifurcación. Boletín del LET*, año 1, número 3, IIEc – UNAM, México, septiembre-diciembre de 2022.

reciente sobre IA, se enfatiza de manera unilateral lo que esa tecnología representa de novedoso. Un problema con este tipo de aproximaciones es que suelen incurrir en interpretaciones ahistóricas, que pasan por alto relaciones sociales, imperativos, formas de entender el mundo, etc., que configuran a la tecnología moderna.

Para una crítica de la economía política de la IA es fundamental considerar a esta tecnología en una perspectiva de larga duración, en el marco de las tendencias generales del desarrollo capitalista. Es relevante dar cuenta de que la IA reproduce, actualiza y reconfigura las relaciones de explotación y dominio características del capitalismo.[56] Al mirar a la IA bajo ese prisma, como el elemento más reciente en un largo desarrollo histórico, se percibe que en términos de su uso social es más lo que hay en ella de continuidad que de ruptura –sin que esto implique desestimar sus novedades y potencialidades en términos técnicos. Por tanto, con la IA y las nuevas tecnologías no nos encontramos ante una ruptura radical en la historia de la humanidad (Brynjolfsson y McAfee, 2014) o ante una superación tecnofeudal del capitalismo (Durand, 2023; Varoufakis, 2024).[57] Por el contrario, estamos ante un capitalismo que dispone de nuevas capacidades tecnológicas, a partir de las cuales se busca reorganizar los procesos de acumulación, redefinir las fronteras de la valorización al incorporar nuevos ámbitos de la vida social a la lógica del capital y llevar adelante formas más complejas de explotación de lxs trabajadorxs y de apropiación de lo no humano.

La IA es la realización más compleja y avanzada hasta el momento de múltiples tendencias interrelacionadas que caracterizan el despliegue del capitalismo como sistema histórico, entre las que se encuentran la creciente subsunción de la reproducción social a la lógica del capital, la objetivación de las capacidades físicas e intelectuales de lxs trabajadorxs en los dispositivos tecnológicos y la tendencia a la automatización del conjunto de la reproducción social.

---

56 Al respecto, Jathan Sadowski (2020) afirma: "no estamos presenciando una ruptura disruptiva en la historia, sino una nueva forma de reinventar, reproducir y revitalizar las estructuras sociales y las relaciones económicas precedentes".

57 Para una crítica de la hipótesis del "tecnofeudalismo" véase Morozov (2022) y Crossa y Reyes (2025).

Cada avance en la revolución de las condiciones tecnológicas de la producción implica un mayor nivel de *subsunción* del proceso de reproducción social al proceso de valorización.[58] La invención de nuevas tecnologías conduce también a la producción de nuevas necesidades y a la creación de ramas de la producción hasta entonces desconocidas, que representan ámbitos novedosos de la vida social que quedan subordinados al proceso de valorización. Desde la invención de la maquinaria moderna, los sucesivos cambios tecnológicos incorporados en el proceso de reproducción capitalista no han significado cambios en su esencia, sino "avances dentro del mismo proceso de subsunción, que lo profundizan y lo amplían" (Ceceña, 1990: 16). El cambio tecnológico impulsado por los capitales en su incesante búsqueda de apropiarse de ganancias extraordinarias[59] conduce al trastocamiento de las prácticas sociales, a la expansión de las fronteras de la valorización y al dominio de cada vez más ámbitos de la vida social por el capital. Por ejemplo, con la invención del automóvil se crearon nuevas necesidades, nuevos mercados, se modificó la organización social del tiempo y el espacio, las prácticas sociales, etc. La movilidad humana cambió de manera definitiva al ser incorporada de una nueva manera en el proceso de valorización (Gorz, 2009). Con ello, se profundiza y amplía el grado de subsunción de la reproducción social al capital.

Un tema ampliamente discutido sobre la manera en que el uso de las tecnologías digitales y la IA da pie a nuevas prácticas es lo que Shoshana Zuboff (2019) ha llamado "capitalismo de la vigilancia": la capacidad de las corporaciones que controlan

58 Subsunción es un sustantivo de origen latino que significa tanto subordinación como inclusión; aquello que es subsumido queda subordinado e incorporado. Marx (1971, 2011) usó el concepto de subsunción del trabajo en el capital para referirse al proceso en el cual el proceso de trabajo y la reproducción social quedaron históricamente subordinados a la lógica de la valorización capitalista.

59 La adopción de las nuevas tecnologías permite a las empresas que lideran su implementación apropiarse de ganancias extraordinarias. La posibilidad de que una empresa se apropie de ganancias extraordinarias no es permanente, sino que dura mientras las tecnologías que permiten una productividad superior se generalizan y, de esa manera, se convierten en las condiciones medias de la producción. Una vez que las otrora tecnologías de vanguardia se generalizan –lo que suele tomar tiempo, pues su difusión es un proceso gradual, de mediano plazo– su uso deja de ser fuente de ganancias extraordinarias. Las "leyes coercitivas de la competencia" (Marx, 2011: 384) impulsan a las empresas a desarrollar nuevas tecnologías que les permitan apropiarse de ganancias superiores a la media; asimismo, obligan al resto a acelerar la adopción de las nuevas tecnologías, so pena de ser eliminadas por sus competidoras.

estos sistemas tecnológicos para intervenir en las subjetividades, modificar los comportamientos y prácticas de las personas, moldear sus deseos, etc. Otrxs autorxs como Éric Sadin (2017, 2018), haciendo eco de las reflexiones sobre la cibernética como tecnología de gobierno, advierten que los sistemas de IA, con su presunta superioridad respecto de las capacidades humanas, incluso podrían suplantar a las personas en la toma de decisiones políticas –esto es, decisiones sobre la vida en común– mediante la gubernamentalidad algorítmica. Lo que está en juego con los novedosos procesos destacados por estos autores no es, como afirma reiteradamente Zuboff, una "mutación inescrupulosa" del capitalismo a partir del uso de los sistemas digitales complejos con IA, sino la incorporación al proceso de valorización de aspectos de la vida social que hasta ahora se habían mantenido ajenos a este, así como avances –en amplitud y densidad– en la *subsunción* de la reproducción social por el capital.

El medio más importante para llevar adelante esta subsunción del proceso de reproducción social bajo el capital es la objetivación de las capacidades y saberes de lxs trabajadorxs en los sistemas tecnológicos. En los *Grundrisse*, Karl Marx planteó que "la acumulación del saber y de la destreza, de las fuerzas productivas generales del cerebro social, es absorbida así, con respecto al trabajo, por el capital y se presenta por ende como propiedad del capital" (Marx, 2016: 220). A través de la objetivación de las capacidades humanas en las tecnologías, el capital captura la fuerza productiva del trabajo social, se apropia de ella y la convierte en potencia suya. De esa manera, lo que era una cualidad del trabajo vivo –la capacidad de cortar piezas metálicas con precisión o de hacer cálculos matemáticos complejos– se convierte en cualidad objetivada en los sistemas tecnológicos, al servicio del capital. Mediante el uso de la tecnología, el capital multiplicó la productividad del trabajo social, sustituyó y descalificó a lxs trabajadorxs, se emancipó de los límites inherentes a la fuerza de trabajo individual –pues la maquinaria supera en fuerza, velocidad, precisión y regularidad al individuo promedio– y acrecentó la explotación de lxs trabajadorxs.

En una serie de investigaciones en la década de 1990, Ana Esther Ceceña (1990, 1995, 1998a y 1998b) tomó como base las reflexiones de Marx sobre la maquinaria para discutir la especificidad de las tecnologías digitales, que se consolidaron como

paradigma tecnológico en la reestructuración capitalista tras la crisis de la década 1970. En la primera revolución industrial la invención de la máquina-herramienta permitió la sustitución gradual de lxs trabajadorxs de los procesos de producción al objetivar sus habilidades manuales. Para Ceceña, de manera análoga, a partir del último tercio del siglo XX las tecnologías digitales objetivaron algunas capacidades intelectuales de lxs trabajadorxs: "con la introducción de la microelectrónica y la informática, se establece la posibilidad de la objetivación de los principios básicos del razonamiento lógico y de su articulación con el proceso de producción" (Ceceña, 1995: 49).

En el momento en que Ceceña estudió la electroinformática, en la década de 1990, destacó dos capacidades mentales de lxs sujetxs trabajadorxs objetivadas en las computadoras: las capacidades para almacenar información y para procesarla de acuerdo con ciertos fines (Ceceña, Palma y Amador, 1995). Desde entonces, las funciones de las tecnologías digitales se han complejizado y potenciado. Al ubicar las nuevas tecnologías como parte de este largo proceso impulsado por el capital para apropiarse de las capacidades de lxs trabajadorxs y ponerlas a su servicio, se puede señalar que las capacidades más importantes objetivadas en los sistemas de IA son las de adaptación flexible, aprendizaje y autonomía –previamente mencionadas–, que brindan algunas de sus mayores potencialidades para revolucionar las condiciones de la producción.

El análisis de la objetivación de las capacidades físicas e intelectuales del trabajador colectivo pone de manifiesto que la tecnología es el medio más poderoso del que dispone el capital para dominar, disciplinar, sustituir, descalificar y aumentar la explotación. Los sistemas de IA representan un paso adelante en la objetivación de las potencias físicas e intelectuales necesarias para llevar a cabo el proceso de reproducción social y en su conversión en poderes del capital sobre lxs trabajadorxs.

La objetivación de las capacidades de lxs trabajadorxs está estrechamente vinculada con otra de las tendencias históricas más importantes del capitalismo: la automatización de los procesos de (re)producción. Las tecnologías digitales representaron un salto cualitativo en el proceso de automatización mediante el desarrollo de la computadora y los robots. La objetivación de las capacidades intelectuales del trabajador colectivo no excluyó la continuidad de la objetivación

de sus capacidades físicas y la automatización manual, más bien la llevó a un nivel superior en las tecnologías de automatización flexible.

La competencia intercapitalista impulsa a los capitales a desarrollar las fuerzas productivas y a perfeccionar tendencialmente la *automatización.* En la moderna sociedad capitalista se automatizan tanto los procesos de producción propiamente dichos como la reproducción social en su conjunto. De esa manera, la automatización tiende a apoderarse de cada vez más ámbitos de la vida social. Como analizó Ernest Mandel (1979: 378), en el capitalismo de la segunda posguerra, "la mecanización, la estandarización, la superespecialización y la parcelación del trabajo, que en el pasado determinó solo el dominio de la producción de mercancías en la industria propiamente dicha, penetra ahora en todos los sectores de la vida social". Mandel se refería a la creciente mecanización del trabajo doméstico y del llamado tiempo libre con la proliferación de los electrodomésticos, como las lavadoras, los televisores, entre otros, que llevaron las máquinas de las fábricas hacia los hogares.

La IA es la forma histórica más avanzada hasta ahora de este impulso secular del capital por automatizar y controlar el conjunto de la vida social. Aunque todavía no es claro cuál será su alcance e impacto efectivo, los principales avances en IA apuntan en el sentido de ampliar las capacidades para automatizar funciones y, en consecuencia, sustituir a lxs trabajadorxs que las desempeñan (Taddy, 2018).

En suma, la IA es resultado de las principales relaciones antagónicas e imperativos que impulsan el cambio tecnológico en el capitalismo: la competencia intercapitalista, la búsqueda de ganancias extraordinarias y la necesidad por parte de los capitales de profundizar la explotación y el control sobre la clase trabajadora. Asimismo, la IA es la realización cimera de las tendencias a la automatización, a la subsunción y a la objetivación de las capacidades humanas en los sistemas tecnológicos. Considerar a la IA como parte de estos procesos del desarrollo capitalista permite comprender de mejor manera las lógicas sistémicas que la rigen, así como las potencialidades y limitaciones de su adopción.

Consideraciones sobre el impacto de la IA en la productividad y la rentabilidad

En los capítulos anteriores he señalado algunas de las principales características de la IA y he insistido en que se trata de una de las tecnologías más complejas en la historia de la modernidad. Asimismo, argumenté que la importancia de la IA radica en medida importante en su carácter genérico –es decir, en que es una tecnología de propósito general, susceptible de ser aplicada en todas las actividades del quehacer humano–, razón por la que su impacto será potencialmente generalizado en la economía y la sociedad. Es esta característica la que hace que la IA se perfile como una de las tecnologías más relevantes en el presente y en las décadas por venir, mediante la cual se busca inyectar dinamismo a un capitalismo aquejado por la baja rentabilidad y el lento crecimiento.

Pese a que históricamente las tecnologías de propósito general han funcionado como "motores de crecimiento" económico (Bresnahan y Trajtenberg, 1995), sus repercusiones en la economía no son automáticas ni inmediatas. Por el contrario, la realización de su potencial económico requiere, entre otras cuestiones, un mejoramiento continuo por medio de innovaciones complementarias en productos, servicios, procesos y modelos de negocios (Elonundou *et al.*, 2023).

Aunque la atención académica y mediática se suele centrar en el proceso de innovación, no basta con que haya invenciones para que una tecnología tenga un impacto significativo sobre la dinámica económica. Para que ello suceda es necesario que las tecnologías alcancen un alto grado de difusión entre empresas e industrias y, sobre todo, que su uso permita un incremento en la rentabilidad. En el capitalismo, la rentabilidad es el criterio fundamental que orienta la aplicación de las tecnologías. Un ejemplo ilustrativo de que los descubrimientos científicos y las nuevas tecnologías no necesariamente tienen una amplia repercusión en la economía nos lo brinda la historia de la propia IA: pese a que en décadas previas hubo importantes avances científicos e invenciones en el área –por ejemplo, los sistemas expertos en la década de 1980–, su impacto económico fue prácticamente nulo debido a que tuvieron escasas aplicaciones industriales o comerciales y se mantuvieron como un tema de investigación circunscrito a los laboratorios universitarios.

Las investigaciones sobre tecnologías de propósito general previas sugieren que el impacto de la IA en la productividad, la rentabilidad y la acumulación solo se volverá palpable una vez que haya importantes innovaciones complementarias y, sobre todo, cuando su uso alcance una amplia difusión. ¿Cuál es la situación actual de la IA en estos aspectos?

Las características de la digitalización como condición y obstáculo para la adopción de la IA

Antes de analizar las características de implementación de la IA, consideremos algunas particularidades de la adopción de las tecnologías digitales. Esto es relevante porque la IA es la aplicación más compleja de las tecnologías digitales, por lo que su implementación se verá condicionada por las características y limitaciones de la adopción de la digitalización. Asimismo, debido a que la información disponible sobre la adopción de la IA aún es limitada, atender a las características de la digitalización brinda elementos valiosos para el análisis, a manera de una variable indirecta. Al respecto, hay dos procesos que es importante considerar para evaluar el impacto actual y potencial de la IA: 1) la escasa adopción de las tecnologías digitales en los procesos de producción, incluso en Estados Unidos –el "país-núcleo" del paradigma tecnológico digital–; y 2) su impacto limitado sobre la productividad, como resultado de su poca adopción en la producción.

En una encuesta a manufactureras estadounidenses realizada en 2016, el McKinsey Global Institute (2017) documentó que la adopción de la digitalización por las empresas en Estados Unidos era lenta e incipiente. Según el informe de McKinsey Global Institute, la mitad de las empresas manufactureras estadounidenses no habían adoptado la digitalización en sus procesos ni tenían planes inmediatos para hacerlo.[60] La brecha de adopción era aún más significativa al comparar a las empresas según su tamaño: las grandes empresas son líderes en la implementación y uso de sistemas digitales complejos y, por tanto, están mejor posicionadas para la adopción de la IA; en contraste,

60 "Una encuesta reciente de McKinsey a 400 empresas manufactureras encontró que aproximadamente la mitad no tenían una 'hoja de ruta' digital" (McKinsey Global Institute, 2017: 15).

las empresas manufactureras de menor tamaño presentan un rezago significativo en la adopción de las tecnologías digitales y en consecuencia se encuentran en una situación desventajosa para la implementación de la IA.

La adopción polarizada de las aplicaciones más complejas de la digitalización genera diferencias significativas de productividad y de rentabilidad entre las empresas, con ventajas para el gran capital. En estas circunstancias, "se han abierto brechas de productividad significativas entre las grandes empresas y los pequeños y medianos productores, que son incapaces de invertir en nuevo equipo y tecnologías" (McKinsey Global Institute, 2017: 5). La brecha en la implementación de las tecnologías digitales también está presente entre y al interior de las industrias. Las situaciones descritas constituyen obstáculos para que el uso de los sistemas de IA alcance un alto grado de difusión, condición para que su impacto en la productividad y la rentabilidad general sea significativo.

Si esta es la situación en Estados Unidos –el país líder en el desarrollo de tecnologías digitales y sede de las mayores empresas del sector–, el rezago en la adopción de las tecnologías digitales es aún más significativo entre países, así como entre empresas al interior de los países periféricos. A partir de esta base heterogénea, es probable que la difusión mundial de la IA sea altamente concentrada en el gran capital y que su aplicación genere resultados polarizados. Aunado a ello, puesto que la producción de los elementos estratégicos que permiten el funcionamiento de la IA –el diseño y manufactura de los chips especializados, así como la programación de los algoritmos de aprendizaje automático– se concentra en unas cuantas corporaciones con sede en pocos países, especialmente en Estados Unidos y China, las ganancias resultantes de la producción de las condiciones tecnológicas para su implementación también estarán sumamente concentradas.

En segundo lugar, el impacto de las tecnologías digitales sobre la productividad agregada es limitado. El bajo nivel y ritmo de adopción de las tecnologías digitales por las empresas manufactureras en Estados Unidos ha tenido consecuencias negativas para el crecimiento de la productividad.[61] De acuerdo con Erik Brynjolfsson, Daniel

61 "El ritmo relativamente lento de adopción de las tecnologías digitales por parte del sector manufacturero estadounidense ha sido un obstáculo para su productividad" (McKinsey Global Institute, 2017: 15).

Rock y Chad Syverson (2019), la tasa de crecimiento de la productividad agregada en Estados Unidos promedió 1.3% anual en el periodo 2005-2016, menos de la mitad que en la década previa, de 1995 a 2004, cuando fue de 2.8%. Así, la década más reciente, cuando el uso de las tecnologías digitales se intensificó notablemente y sucedió la "revolución del deep learning", coincide con un marcado declive en la tasa de crecimiento de la productividad agregada. Robert Gordon (2016) presenta resultados similares y sugiere que los efectos de las nuevas tecnologías sobre la productividad seguirán siendo reducidos.

La forma en que se han adoptado las tecnologías digitales da lugar a una dinámica compleja y contradictoria, caracterizada por: a) una difusión limitada, que reorganiza la producción de manera parcial y no ha logrado reestructurar el conjunto; y b) la tendencia a la conformación de una estructura productiva polarizada: de un lado, actividades y empresas con un bajo nivel de digitalización, cuya productividad crece lentamente y que obtienen pocas ganancias; del otro lado, actividades y empresas con un alto grado de digitalización, gran dinamismo y que se apropian de ganancias extraordinarias como resultado de su posición de liderazgo en la adopción de las nuevas tecnologías. En este sentido, Rivera, Lujano y García (2019) han señalado que "la tecnología digital [...] tiende a generar una elevada centralización con el efecto consabido de concentrar las ganancias entre los capitalistas más poderosos".

El elevado grado de centralización del capital característico del capitalismo contemporáneo y el uso concentrado de las aplicaciones más avanzadas de las tecnologías digitales –que resulta de las elevadas barreras a la entrada– limitan la difusión de la tecnología y restringen su impacto en la productividad y en la rentabilidad, al tiempo que se traducen en ganancias extraordinarias para las empresas que lideran su implementación.

Avances en las innovaciones complementarias

En 1987, el economista Robert Solow afirmó: "la era de la computadora se puede ver en todos lados, excepto en las estadísticas sobre productividad" (Solow, 1987: 36). El provocador planteamiento de Solow dio pie a un debate sobre la "paradoja

de la productividad", es decir, sobre las razones por las cuales la adopción de las computadoras no se traducía en un crecimiento significativo en la productividad, a pesar de las importantes novedades y avances que representaban en términos técnicos. De manera análoga, actualmente numerosxs autorxs hablan sobre la moderna paradoja de la productividad de la IA y llaman la atención sobre el bajo impacto inicial de su aplicación en la productividad, pese al acelerado ritmo de innovación tecnológica y a las cuantiosas inversiones en esta área.

Al respecto, Brynjolfsson, Rock y Syverson (2019) señalan cuatro explicaciones posibles del impacto limitado de la IA en el aumento de la productividad agregada: 1) falsas esperanzas, pues las expectativas sobre el potencial la IA son infundadas; 2) errores de medición, debido a que la forma en que se mide el producto y la productividad es inadecuada para captar los impactos de esta tecnología; 3) una distribución sumamente concentrada de los aumentos en productividad, por lo cual la aplicación de la IA no se traduce en un incremento en la productividad agregada; y 4) hay rezagos en la implementación de la tecnología, por lo cual su impacto más significativo aún está por llegar.

Tras discutir las diversas hipótesis, lxs autorxs concluyen que el bajo impacto de la IA sobre la productividad se debe a rezagos por falta de innovaciones complementarias que permitan que el potencial de esta tecnología de propósito general se traduzca de manera efectiva en nuevas formas de organizar los procesos, en nuevos productos, nuevos servicios y en modelos de negocio adecuados.

Un proceso reciente en el desarrollo de la IA podría sentar las bases para modificar esta situación, al ampliar y diversificar las posibilidades de sus usos comerciales: el desarrollo de los *foundation models*, o modelos fundacionales (Center for Research on Foundation Models, 2021). El concepto de *foundation models* fue acuñado por el Stanford Institute for Human-Centered AI para referirse a un paradigma emergente en el diseño y producción de sistemas de IA que sirven como base para el desarrollo de una amplia gama de aplicaciones complementarias y más específicas mediante "ajustes finos" (*fine-tuning*).

A diferencia de los sistemas de IA previos, que eran rígidos en cuanto a sus capacidades y podían realizar solo una tarea específica y claramente delimitada

para la que fueron diseñados (por ejemplo, identificar rostros en imágenes), los modelos fundacionales cuentan con mayor amplitud, adaptabilidad y capacidad para integrarse con otros sistemas de IA. Estas características abren la posibilidad de que un mismo sistema sirva como base para el desarrollo de múltiples aplicaciones y el desempeño de diversas tareas.

Hasta ahora, los modelos fundacionales más importantes y conocidos se han desarrollado en el área de la IA generativa y los grandes modelos de lenguaje, como ChatGPT de OpenAI, Gemini de Google o Claude de Anthropic. Una muestra de su mayor adaptabilidad y generalidad es que los modelos fundacionales no funcionan solo con texto, sino que son multimodales: paulatinamente han incorporado funciones con imágenes, sonido, video, etc. El objetivo de las empresas tecnológicas es que estos modelos se puedan integrar con todo tipo de software, aplicaciones y hardware, para desempeñar las más diversas funciones en todos los ámbitos y formatos.

Los modelos fundacionales son un avance significativo en la generación de nuevos productos y servicios que permiten expandir el rango de tareas para las cuales se puede usar la IA (The Economist, 2022). Además, representan un paso adelante en las posibilidades de su implementación debido a que ofrecen mayor flexibilidad para su adaptación, lo que podría contribuir a la ampliación de su uso.

Reconociendo que los modelos fundacionales son un adelanto que puede facilitar la implementación de la IA, es preciso señalar que estas innovaciones se dan de manera altamente concentrada. En general, las grandes corporaciones tecnológicas –Alphabet, Amazon, Meta, Microsoft– definen las líneas generales del desarrollo de la tecnología y llevan a cabo las innovaciones complementarias más importantes para su implementación. Por su parte, las *startups* hacen mejoras incrementales con base en los avances y estándares establecidos por las *big tech*.

La principal razón de esta concentración en la innovación de frontera es que las grandes corporaciones tecnológicas son dueñas de las infraestructuras de procesamiento más importantes –los centros de datos–, cuya construcción y operación requiere inversiones de miles de millones de dólares (Gardizy, 2024). Solo un puñado de empresas puede realizar las inversiones necesarias para construir esas

infraestructuras, indispensables para el despliegue de la IA. A esto hay que añadir que las remuneraciones promedio de unx ingenierx en IA rondan los 150 mil dólares al año y que la remuneración de unx ingenierx top en las mayores empresas del sector puede llegar al medio millón de dólares anual (Cook, 2024). Finalmente, las mayores empresas tecnológicas controlan incluso las herramientas para la programación del software de IA. Por ejemplo, NVIDIA, la empresa más importante en el diseño de los chips especializados para IA, conocidos como GPUs, es la propietaria de CUDA, la plataforma de desarrollo de software usada para codificar algoritmos en las GPUs. Por su parte, Microsoft es la propietaria de Github, el repositorio de código y plataforma de desarrollo de software más usada por programadores en IA.

En los casos en que empresas pequeñas logran avances significativos en el proceso de innovación y pueden llegar a representar una amenaza para los grandes capitales, entran en acción fuerzas centrípetas en beneficio de los gigantes tecnológicos, que refuerzan las disparidades existentes. Entre esas fuerzas centralizadoras destacan la adquisición de empresas y el establecimiento de alianzas estratégicas.

En el primer caso, un ejemplo ilustrativo es la adquisición de DeepMind por Alphabet, la matriz de Google, en 2014. Algunos de los sistemas de IA más importantes de Alphabet –como AlphaGo y AlphaFold– han sido desarrollados por DeepMind. Los sistemas de IA desarrollados por DeepMind incluso han conducido a que uno de sus cofundadores, Demis Hassabis, fuera galardonado con el premio Nobel de Química en 2024.[62] En el segundo caso, un ejemplo relevante es la asociación entre Microsoft y OpenAI, la empresa detrás de ChatGPT. Mediante esta alianza estratégica, OpenAI ha recibido inversiones por miles de millones de dólares por parte de Microsoft y tiene a su disposición una enorme capacidad de procesamiento en la nube para entrenar sus sistemas de IA. Esto ha permitido que OpenAI desarrolle modelos que de otra manera sería difícil financiar, debido a los enormes costos de procesamiento requeridos. Por su parte, la alianza con OpenAI ha permitido a Microsoft ubicarse a la vanguardia de la disputa por la IA e incorporar aplicaciones de esta tecnología

62 En 2024, Demis Hassabis –cofundador de DeepMind junto a Shane Legg y Mustafa Suleyman– ganó el premio Nobel de Química por su contribución a la investigación sobre la estructura de las proteínas. La investigación galardonada se llevó a cabo mediante el sistema de IA AlphaFold, desarrollado por un equipo de DeepMind dirigido por Hassabis y el químico John Jumper.

en sus servicios –como en el buscador Bing, en sus servicios de cómputo en la nube para empresas en Azure, entre otros. Cabe señalar que, en los hechos, esta alianza implica la subordinación de OpenAI a Microsoft. Algo similar sucede con la alianza recientemente anunciada entre Amazon y Anthropic: la empresa fundada por Jeff Bezos realiza inversiones milmillonarias en Anthropic y le ofrece abundante capacidad de procesamiento en sus centros de datos a cambio de acceso preferencial a sus modelos (Amazon Staff, 2024).

En suma, debido a la concentración de las infraestructuras de procesamiento de la IA en las empresas hiperescalares, a los ingentes costos de construir infraestructuras propias, a los salarios estratosféricos del personal técnico altamente especializado, entre otras razones, las *startups* tienen muy pocas posibilidades de operar de manera independiente en la era de la IA, por lo que su mejor opción es venderse o establecer alianzas subordinadas con las grandes corporaciones digitales. Concentración y centralización son el sello distintivo del proceso de innovación en el campo de la IA, incluso cuando se trata de las innovaciones complementarias, lo que consolida las disparidades existentes entre las empresas y conduce a que los beneficios resultantes de esta tecnología se distribuyan de manera desigual.

Condiciones actuales de adopción de la IA: ¿hacia una mayor polarización?

Para que la IA sirva como fuerza impulsora de la dinámica general de la acumulación, su uso debería alcanzar un alto grado de difusión. De lo contrario, si su aplicación y difusión son acotadas, sus repercusiones en la acumulación también lo serán. Dicho de otro modo, si su adopción se mantiene altamente concentrada en un conjunto reducido de empresas, permitirá la apropiación de ganancias extraordinarias, pero tendrá repercusiones limitadas sobre la dinámica general.

En una investigación con información de la Annual Business Survey de Estados Unidos, Zolas *et al.* (2020) encontraron que aun cuando las formas simples de la digitalización están ampliamente difundidas entre las empresas estadounidenses,

el uso de tecnologías avanzadas –entre las que incluyen robótica, computación en la nube e IA– es sumamente concentrado y dispar: "la adopción de tecnologías avanzadas es poco frecuente y, por lo general, está sesgada hacia las empresas más grandes. Los patrones de adopción son consistentes con una jerarquía de creciente sofisticación tecnológica" (Zolas *et al.*, 2020).

Por otra parte, un estudio reciente de la Oficina Nacional de Investigación Económica de Estados Unidos (NBER, por sus siglas en inglés) que trata específicamente sobre adopción de la IA mostró que menos de 6% de las empresas estadounidenses usan esta tecnología o están en fase de pruebas (McElheran *et al.*, 2023). Este estudio documenta que la adopción de la IA sigue un patrón jerárquico: la mayoría de las empresas no la usa y su adopción se concentra de manera desproporcionada en las empresas de mayor tamaño (principalmente, en las que tienen más de 5 mil trabajadorxs) y en determinados sectores económicos. Adicionalmente, las industrias, empresas y regiones que hacen un uso más intenso de esta tecnología tienen un crecimiento de ingresos más acelerado, mayores niveles de productividad y tasas de ganancia más altas, en contraste con los rezagados (McElheran *et al.*, 2023).

Un informe de la consultora McKinsey & Company (2022) coincide en esta importante cuestión: hay un reducido grupo de empresas que lideran la adopción de la IA, cuyos ingresos y ganancias aumentan a un ritmo más acelerado que el de sus competidoras. Al dar cuenta de las disparidades provocadas por su adopción, lxs autorxs del estudio de la NBER advierten sobre el riesgo de que se genere una "brecha de IA" ["*AI divide*"] entre empresas, industrias y regiones si esos patrones asimétricos persisten (McElheran *et al.*, 2023).

Las investigaciones referidas coinciden en que en Estados Unidos tiende a consolidarse una estructura productiva cada vez más polarizada, compuesta por una vasta proporción de empresas con poca complejidad tecnológica frente a un grupo reducido pero dinámico de empresas gigantes con alta sofisticación tecnológica, dinamismo y mayor rentabilidad. En las etapas iniciales de su adopción, la IA no tiene capacidad de totalización para arrastrar al conjunto de la economía; en cambio, genera una dinámica de polarización productiva, centralización de las ganancias y desarrollo desigual.

¿Cuáles son las razones de la limitada adopción de la IA, pese a todo el bombo publicitario que hay en torno a ella por parte de empresas y medios de comunicación? Su poca adopción se debe a un conjunto de factores interrelacionados, entre los cuales destacan las limitaciones técnicas relacionadas con la poca disponibilidad de datos por parte de las pequeñas y medianas empresas, los elevados costos de implementación y el carácter sumamente específico de las tareas que actualmente se pueden llevar a cabo mediante su uso.

Andrew Ng, fundador del proyecto Google Brain y director del laboratorio de IA de la Universidad de Stanford, señala algunas razones técnicas que dificultan la aplicación de esta tecnología en numerosas actividades: la disponibilidad de bases de datos pequeñas, así como la heterogeneidad de los productos y procesos de producción en que se debe aplicar. Actualmente, el enfoque dominante en el desarrollo de los sistemas de IA es sumamente intensivo en el uso de datos. Los sistemas de IA más potentes en la actualidad se "entrenan" con miles de millones de imágenes o de textos. Esta aproximación al desarrollo de la IA ha resultado muy provechosa para las empresas de servicios de internet como Google o Facebook, que disponen de bases de datos masivas y bien codificadas. No obstante, este enfoque resulta inadecuado para otras actividades que no disponen de bases de datos con tal masividad. Por ejemplo, a diferencia de Meta, que dispone de cientos de miles de millones de imágenes generadas por sus casi 3 mil millones de usuarixs para entrenar sus sistemas de reconocimiento facial, una pequeña empresa manufacturera dispone de apenas unas decenas de imágenes distintas de las mercancías que produce. Bajo el enfoque dominante en el desarrollo de la IA, los sistemas funcionan de manera deficiente si se les entrena con bases de datos pequeñas. Este tipo de situaciones favorecen que el desarrollo y uso de los sistemas de IA estén sumamente concentrados en las grandes empresas. Por ello, Ng y otrxs investigadorxs trabajan en aproximaciones que permitan adoptar los sistemas de IA a empresas pequeñas y medianas, que disponen de bases de datos limitadas (Ng, 2022).

A esto se añade un problema de elevados costos de implementación: para adoptar la IA, las pequeñas y medianas empresas deben entrenar sus modelos para cada tipo de proceso o producto, así como realizar ajustes finos para garantizar su adecuado funcionamiento. Esto genera problemas de economías de escala

para las empresas pequeñas y medianas, que a diferencia del gran capital no pueden destinar enormes cantidades de dinero a contratar equipos de ingenierxs especializadxs en IA para adecuar esta tecnología a sus necesidades específicas, así como a pagar los elevados costos de procesamiento asociados.

Finalmente, aunque en teoría y en potencia los sistemas de IA son tecnologías de propósito general, las tareas que actualmente pueden desempeñar son específicas y parciales, lo que hace que su adopción no resulte eficiente en términos de costos para las empresas. Como argumentan Svanberg *et al.* (2024), los sistemas de IA actuales pueden llevar a cabo tareas específicas en los procesos laborales, como identificar los vegetales podridos en un restaurante. Pero esa es apenas una entre muchas funciones que lleva a cabo una trabajadora a lo largo de su jornada laboral. Adoptar un sistema de IA solo para esa tarea no se justifica en términos de costos para una pequeña empresa, en comparación con los salarios que paga; usar la IA en más tareas exigiría incurrir en costos adicionales para entrenar a un modelo *ad hoc* para desempeñarlas. Este ejemplo ilustra las limitaciones del uso de las tecnologías en el capitalismo: a pesar de que su uso es técnicamente factible, los elevados costos de adopción son un obstáculo para que las empresas usen la IA. Asimismo, se hace evidente que el criterio decisivo para que las tecnologías se usen en el capitalismo no es que contribuyan a elevar la productividad o a la mayor eficiencia, sino que permitan la apropiación de mayores ganancias. Por tanto, su aplicación está condicionada a abaratar tanto las fuerzas de trabajo a las que van a reemplazar como a las mercancías.

Por su parte, Rivera, Araujo, García y Lujano (2023) han investigado las razones de la limitada adopción de las tecnologías digitales entre empresas y sectores en Estados Unidos. En su análisis, ello se explica por un desacople entre el patrón tecnoeconómico digital y los factores socioinstitucionales vigentes en décadas recientes –durante el periodo que se suele denominar neoliberal–, que han fomentado y consolidado estructuras de mercado oligopólicas que obstaculizan la difusión tecnológica. Al respecto, los autores señalan que

> la falta de un adecuado marco socioinstitucional ha exacerbado los efectos polarizadores no deseados de concentración y expulsión entre 'los que tienen' y 'los que tienen más'

> activos digitales, así como las capacidades para obtener mayores ventajas de los cambios disruptivos (Rivera Ríos *et al.*, 2023: 192).

Sobre esa base, los autores consideran que el pasaje hacia la IA estará condicionado por factores económicos, sociales e institucionales, que durante décadas han favorecido la monopolización de las tecnologías digitales.

La mayoría de lxs autorxs que estudian la IA miran con extrañeza su impacto limitado en la economía y lo consideran como una anomalía, dados los notables atributos y capacidades de estos sistemas tecnológicos. En realidad, el impacto económico limitado de la IA –en particular, su escasa repercusión en la productividad agregada–, no es una anomalía, sino que es resultado de las características de su adopción, que es fragmentaria y está concentrada en el gran capital. El incremento en la productividad y las ganancias resultantes de su aplicación están sumamente concentradas, lo que da lugar a una mayor polarización productiva y a un desarrollo desigual. No cabría esperar un impacto generalizado en la productividad agregada a partir de una adopción concentrada y heterogénea. Dadas las condiciones actuales de adopción de las tecnologías digitales y la IA, resulta lógico que su impacto en la productividad sea moderado en el conjunto de la economía.

Por otra parte, algo relevante que los argumentos sobre la "paradoja de la productividad" suelen pasar por alto es que la invención de tecnologías como las computadoras personales, internet o los *smartphones* ha traído consigo un auténtico cambio civilizatorio, que trasciende de la creación de nuevas mercancías y actividades económicas. Estas invenciones tecnológicas transforman cualitativamente la mayoría de las prácticas sociales y culturales, trastocan la vida cotidiana de las personas. Además de expandir las fronteras del capital al abrir nuevos espacios de mercantilización y de valorización, la invención de las tecnologías digitales ha sido especialmente provechosa para la producción de subjetividades subordinadas al capital, para producir sujetxs dóciles frente a las pantallas. Las medidas convencionales de productividad no parecen adecuadas para captar la complejidad e importancia de estos procesos civilizatorios que acompañan al cambio tecnológico.

Otra razón del impacto aún acotado de la IA es que una parte importante de las aplicaciones e innovaciones se concentran en actividades cuya capacidad de arrastre sobre el conjunto es muy limitada (Husson, 2021). Hasta ahora, los sistemas de IA han transformado más la circulación y el consumo que los procesos de producción.[63] Los casos de Alexa de Amazon y ChatGPT de OpenAI ilustran esto. Alexa es un asistente virtual capaz de procesar lenguaje natural para llevar a cabo diversas tareas como poner música, hacer una lista para las compras, poner una alarma despertadora o encender la luz en una habitación, entre otras. Por otra parte, ChatGPT es un gran modelo de lenguaje que objetiva la capacidad de generar textos que simulan la redacción humana; además, recientemente incorporó la capacidad de generar imágenes a partir del texto ingresado por lxs usuarixs. Pese a que el funcionamiento de ambos sistemas de IA ha provocado sorpresa y estupor, y aun cuando su uso le quita el sueño a profesionistas –como los periodistas y diseñadores gráficos– que ven amenazadas sus posibilidades de empleo a futuro, su capacidad para impulsar la productividad y dinamizar la acumulación en el conjunto del sistema parece ser muy limitada. El hecho de que podamos encender la luz de la habitación sin levantarnos de la cama o de que las redes sociodigitales estén inundadas con textos e imágenes generados mediante sistemas de IA puede ser un fenómeno llamativo en términos culturales, pero contribuye muy poco a la elevación de la productividad o a apuntalar la rentabilidad general del capital.

La evidencia disponible sugiere que, actualmente, los usos más importantes de las tecnologías digitales y de la IA se encuentran en la esfera de la circulación y no en el ámbito de los procesos de producción. Aunque la automatización de la circulación ha sido objeto de una investigación menos sistemática desde la crítica de la economía política, sus implicaciones son sumamente relevantes. La circulación no añade nuevo valor a las mercancías, pero su aceleración es clave para incrementar la magnitud del plusvalor apropiado como ganancia por los capitalistas: al aumentar la velocidad con que las mercancías se venden,

63 De manera análoga, en el *Estudio económico de América Latina y el Caribe*. 2021, la CEPAL (2021b: 188) señala que "en el contexto de la cuarta revolución industrial, nuevamente los masivos cambios tecnológicos no han tenido un impacto muy profundo en las estadísticas de productividad en el agregado. Frente a ello, se ha planteado como explicación que las nuevas tecnologías (hasta ahora) han transformado más el consumo y los hogares que los procesos productivos".

disminuyen los costos de circulación y se reduce el tiempo de rotación del capital, es decir, el tiempo que tarda en completar un ciclo D — M … P … M' — D'. Cuantas menos interrupciones haya en el incesante flujo del capital, más rápido podrá realizarse el plusvalor contenido en las mercancías e iniciarse un nuevo ciclo en el que se producirá más valor y plusvalor. De ahí que los mecanismos que facilitan la fluidez, continuidad y aceleración de la circulación son benéficos para los capitalistas que introducen la automatización –y, cuando las tecnologías se generalizan, para el conjunto de los capitalistas. En este sentido, las mejoras tecnológicas y organizativas aplicadas a la circulación tienen un rol crucial para la acumulación.

Dado que el tiempo de circulación es un tiempo de no-generación de valor para el capital, su aceleración y la reducción de sus costos tienen efectos análogos a la potenciación del propio proceso de producción. Al respecto, Marx planteaba que "cuanto más ideales sean las metamorfosis de circulación que sufre el capital, es decir, cuanto más se aproxime a cero el tiempo de circulación, tanto más funcionará el capital, tanto más crecerán su productividad y autovalorización" (2011, t. II, vol. 4, p. 148). Sobre esta base, diversxs autorxs argumentan que la reducción del tiempo de circulación mediante la aplicación de las tecnologías digitales opera como un *multiplicador del valor* al potenciar la capacidad de valorización del capital (Harvey, 2016; Pfeiffer, 2022; Dyer-Witheford y Mularoni, 2025).

Así, de manera inmediata, la revolución de las condiciones tecnológicas de los procesos de circulación permite reducir sus tiempos y costos, así como volver más competitivos a los capitales que introducen la automatización. A su vez, de manera mediata pero no por ello menos importante, la "anulación del espacio por medio del tiempo" (Marx, 2016, vol. 2: 31) que resulta de la aplicación de estas tecnologías a la circulación tiene implicaciones relevantes sobre los procesos de producción: permite aumentar la generación de valor al coordinar de manera más eficiente la producción con la circulación, acelerar la rotación del capital, expandir las fronteras geográficas de realización de las mercancías al llegar a nuevos mercados, crear nuevos espacios para inversión de capital, entre otros efectos.

En estas circunstancias, el principal impacto actual de la aplicación de los sistemas de IA consiste en contribuir a reducir los costos de circulación –al automatizar la atención a clientes con los chatbots, al generar publicidad personalizada en Google o Facebook, al aumentar la eficiencia de la logística en Amazon, al automatizar la gestión de inventarios, etc.– y a acelerar la rotación del capital. No obstante, su impacto sobre los procesos de producción aún es restringido y, por ende, las ventajas de su aplicación son parciales. Aunque la introducción de la IA en los procesos de circulación, administración, supervisión, etc., permite reducir los costos generales de la reproducción del capital, si esta tecnología no revoluciona el proceso de producción –como sucede hasta ahora–, su potencial solo se despliega de manera parcial.

De esta forma, pese a las inéditas capacidades tecnológicas que la IA representa, hay dos características actuales de su adopción que limitan su impacto sobre la productividad y la rentabilidad en el conjunto del sistema: 1) su aplicación se concentra en los procesos de circulación pero aún es muy restringida en la producción; y 2) su adopción es fragmentaria y está concentrada en el gran capital, por lo que es fuente de ganancias extraordinarias para los capitales individuales que lideran su implementación, pero aún no ha alcanzado un alto grado de difusión.

Los cambios tecnológicos y organizativos que provoca la implementación de la IA son profundos, pero sumamente concentrados. Su aplicación lleva a una reorganización desigual y polarizada de los procesos de reproducción, comandada por las grandes corporaciones transnacionales. Hasta ahora, las transformaciones productivas y la elevación de la productividad se concentran en el gran capital –en particular en el gran capital que controla las tecnologías digitales–, que sobre esas nuevas bases reorganiza la heterogeneidad sistémica y vuelve más eficientes los procesos en su beneficio –y en detrimento de los capitalistas pequeños y medianos, así como de grandes capitales que operan en industrias "tradicionales". Un resultado de este proceso es la apropiación de ingentes ganancias extraordinarias –o "rentas tecnológicas", como las llamaron Mandel (1979) y Echeverría (2005)– por el gran capital, mientras la mayor parte de las empresas tienen poco dinamismo y baja rentabilidad.

Consideraciones finales

Reconociendo que aún nos encontramos en una fase temprana de la adopción de la IA y que la difusión de las tecnologías de propósito general es un proceso complejo que se desenvuelve en el mediano plazo, es claro que las características actuales de su adopción, definidas por un patrón jerárquico y concentrado, tienen importantes implicaciones.

Como se argumentó, la evidencia disponible muestra que la adopción de la IA es heterogénea, concentrada, polarizada y jerárquica. Dadas estas características, su implementación tiende a reforzar las brechas de productividad existentes entre industrias y empresas, así como a generar las condiciones para la apropiación de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas por las empresas que se encuentran a la vanguardia en su desarrollo y adopción. Dicho en otros términos, su adopción concentrada y fragmentaria tiende a conformar archipiélagos de alta productividad y apropiación de ganancias extraordinarias en medio de un mar de empresas y actividades poco productivas, con bajo dinamismo y exigua rentabilidad. En su conjunto, estas características de adopción de la IA tienden a consolidar la posición de las grandes corporaciones y sirven como una poderosa palanca para la centralización del capital.

La condición más importante para que la adopción de una nueva tecnología genérica sea masiva y generalizada es que su uso permita una elevación consistente de la rentabilidad del capital. Hasta ahora, el uso de la IA conduce a la apropiación de ganancias extraordinarias para unas pocas empresas, pero su adopción no ha alcanzado la escala necesaria para revolucionar las condiciones de la reproducción en su conjunto, por lo cual su impacto es limitado. Aún no está claro en qué medida el uso de esta tecnología de vanguardia permitirá crear nuevos espacios de valorización y apuntalar la rentabilidad.

En el capitalismo contemporáneo, caracterizado por una alta centralización y bajo dinamismo, incluso tecnologías tan potentes como la IA se aplican solo de manera concentrada y fragmentaria, con lo cual tienden a reorganizar de manera cada vez más polarizada y contradictoria los procesos de producción. Lo anterior se expresa en una peculiar paradoja: el enorme potencial tecnológico de la IA, una de las tecnologías más complejas desarrolladas en la historia, se ve refrenado por las condiciones sociales de su adopción –resultantes de las propias contradicciones del capitalismo contemporáneo– y por su subsunción a la lógica de la valorización.

Contradicciones y límites de la adopción de la inteligencia artificial en América Latina[64]

En años recientes, la IA se ha convertido en un tema de debate omnipresente. En el discurso mediático, las preocupaciones en torno a la IA se concentran en la privacidad de lxs usuarixs y en el desempleo tecnológico que podría resultar de su uso. En la academia, se han estudiado profusamente sus principales características económicas, su impacto en la productividad, los posibles efectos de su adopción sobre el empleo, entre otros temas (véase, por ejemplo, el libro colectivo editado por Agrawal, Gans y Goldfarb, 2019). No obstante, un aspecto comparativamente poco estudiado son las implicaciones para los países dependientes del control oligopólico que ejercen unas pocas corporaciones transnacionales sobre las condiciones para la implementación de la IA –esto es, sobre el llamado "ecosistema digital".[65]

Algunxs autorxs han abordado esta cuestión. Por ejemplo, al constatar que son las empresas tecnológicas del llamado Norte Global las que ejercen un dominio estructural sobre los componentes clave del ecosistema digital, Michael Kwet (2019, 2021) afirma que nos encontramos ante la conformación de un "colonialismo digital". Para Kwet, así como las metrópolis controlaban las infraestructuras críticas –puertos, ferrocarriles, entre otras– en sus otrora territorios coloniales, actualmente las corporaciones tecnológicas ubicadas en el "Norte" son propietarias de los pilares del ecosistema digital en los países del llamado "Sur Global". Lxs autorxs que, como Kwet, hablan sobre el colonialismo digital tienen razón al señalar que las corporaciones transnacionales –principalmente las que tienen

64 Una versión previa de este capítulo se publicó en el libro *Tecnologia e Sociedade nas Américas: novas fronteiras e dilemas do capitalismo contemporáneo*, organizado por Edemilson Paraná y Ricardo Kaminski, Coleção Américas Compartilhadas, vol. 6, Editora CRV, São Paulo, pp. 77-97.

65 Para una discusión sobre los elementos que conforman al ecosistema digital y sus características en América Latina, véase Katz (2015).

sede en Estados Unidos y, en menor medida, en China– detentan la propiedad y control de los elementos e infraestructuras clave para el funcionamiento del capitalismo digital.

No obstante, al hablar sobre *colonialismo* digital, se desdibuja lo específico tanto de la situación colonial como de las formas de apropiación características del capitalismo contemporáneo. Mientras que en el colonialismo el traspaso de riqueza tiene su fundamento en la dominación política y militar directa sobre territorios que no son formalmente independientes, en la situación de dependencia la apropiación de valor y plusvalor se lleva a cabo fundamentalmente a través de procesos económicos entre capitales y Estados formalmente independientes en el mercado mundial (Marini, 1973; Osorio, 2016; Osorio y Reyes, 2020).[66] Por ello, para dar cuenta de la especificidad de las formas de explotación y apropiación en el capitalismo contemporáneo, así como de las renovadas formas de dominio que emergen y del uso de la tecnología como un medio de construcción de jerarquías, considero que resulta más adecuado hablar de *dependencia tecnológica*, en el contexto del capitalismo digital.

La dependencia tecnológica es una relación de subordinación productiva, que implica que las tecnologías –en particular, las tecnologías de vanguardia– necesarias para llevar a cabo los procesos de producción no se producen de manera endógena, sino que son producidas en otras regiones del mundo, que concentran la capacidad de innovar y sus consecuentes beneficios. Al encontrarse en esta condición, las regiones dependientes son crónicamente importadoras de medios de producción, lo que representa una relación de subordinación y heteronomía, pues los capitales en los países dependientes no cuentan con las capacidades –o solo en una medida muy restringida– para producir las bases tecnológicas indispensables para sus propios procesos de producción. Puesto que la fabricación de nuevas tecnologías típicamente requiere procesos de producción con alta composición de capital y elevada productividad, su compra en el comercio internacional da lugar a transferencias de plusvalor y de ganancias hacia los capitales, industrias y países

66 En ese sentido, Ruy Mauro Marini, el autor más importante de la teoría marxista de la dependencia, apuntaba que "la situación colonial no es lo mismo que la situación de dependencia. Aunque se dé una continuidad entre ambas, no son homogéneas" (1973: 19).

donde son producidas. Estas transferencias de valor socavan las condiciones de acumulación en los países tecnológicamente dependientes y generan modalidades diferenciadas de reproducción del capital entre los distintos países en el sistema mundial, lo que tiende a reproducir el desarrollo desigual a escala mundial y a agudizar las condiciones de dependencia (Reyes, 2025).

A partir de entender que la tecnología sirve como medio para la construcción de jerarquías y para la reproducción en escala ampliada de las desigualdades en sistema mundial capitalista (Ceceña y Barreda, 1995; Ceceña, 1998), en este capítulo se aportan elementos para caracterizar tanto la dependencia tecnológica en América Latina en lo que respecta a las condiciones para la adopción de la IA, como sus principales implicaciones. Para ello, recurro a indicadores que muestran el predominio de las corporaciones transnacionales y la posición subordinada de América Latina en la producción y control de algunos elementos clave del ecosistema digital: la producción de hardware y software, la extracción de datos y la computación en la nube. En segundo lugar, analizo la participación de América Latina en la innovación en IA, condición para la apropiación de ganancias extraordinarias. Posteriormente, señalo las implicaciones para la reproducción del capitalismo dependiente latinoamericano. Este bosquejo pretende dar cuenta de las particularidades de la adopción y uso de la IA en América Latina, de las perspectivas de su impacto en la reproducción del capital y de cómo ello produce formas de dependencia aún más polarizadas y agudas.

Condiciones para la adopción de la IA en América Latina

En la era de la IA, la dependencia tecnológica de América Latina radica en que los elementos clave para su adopción son producidos y controlados por grandes corporaciones transnacionales, principalmente estadounidenses. A continuación analizo las condiciones de producción, propiedad y control de algunos componentes indispensables para la implementación de la IA: el hardware y el software, los

servicios de internet y la computación en la nube.[67] El análisis de estos elementos permite dar cuenta de la dependencia tecnológica en América Latina, así como de sus principales implicaciones para la reproducción de las asimetrías en el sistema mundial.

Presento de manera panorámica las condiciones para la implementación de la IA existentes en América Latina como región. Esto no implica desconocer las importantes disparidades que hay entre los países que la conforman y al interior de ellos; no obstante, un estudio detallado de dichas disparidades excede los límites trazados para este texto. Ahora bien, para explicar la dependencia tecnológica en la región no basta con dar cuenta de los distintos elementos que condicionan las posibilidades de adopción de la IA: es necesario también identificar —al menos de manera inicial— cuáles son los principales agentes que controlan los procesos clave de su incipiente implementación. Por ello, para cada uno de los elementos del ecosistema digital señalo quiénes son sus protagonistas e impulsores. El objetivo es mostrar que, aun cuando el uso de la IA tenderá a aumentar en América Latina, esto ocurrirá en condiciones subordinadas, pues los elementos estratégicos para su adopción son controlados por grandes empresas transnacionales. Así, la adopción de la IA no reducirá la dependencia tecnológica de la región, sino que profundizará su subordinación y heteronomía productivas.

---

67 Para cada uno de los elementos a considerar, se presentan variables que ponen de relieve la heterogeneidad y rezago existente entre América Latina y las regiones líderes en la producción de las condiciones para la implementación de la IA. Debido a que la IA se encuentra en una fase temprana de su despliegue, la disponibilidad de fuentes e informaciones que aborden específicamente esta tecnología todavía es limitada. Incluso en las regiones y países donde su adopción es más avanzada, las estadísticas sobre el tema son aún escasas. Esta dificultad se acentúa para su estudio en América Latina. Por esa razón, en algunos casos recurro a indicadores sobre el avance de la digitalización como variables *proxy*, que en ausencia de información específica sobre la IA permiten tener una idea general sobre las condiciones existentes en América Latina para su adopción. Ante estas limitaciones, resulta importante que los gobiernos nacionales y las instituciones regionales generen informaciones consistentes y confiables que permitan conocer el grado de avance en la implementación de la IA y la forma en que las empresas de la región incorporan esta tecnología en sus procesos y productos.

Producción de hardware y software como soportes de la digitalización y la IA

La IA es la aplicación más avanzada de las tecnologías digitales. Las bases tecnológicas que hacen posible su implementación son los microprocesadores, el software y las telecomunicaciones en red. Puesto que al momento de escribir estas líneas no hay estadísticas públicas que incluyan exclusivamente la producción de hardware ni software especializados en IA, el valor agregado en la industria de los semiconductores y en la programación computacional son indicadores útiles que muestran la reducida participación de América Latina en la producción mundial de estas tecnologías.

De acuerdo con información de la Fundación Nacional de Ciencias de Estados Unidos (NSF, 2018), en 2016 América Latina representó únicamente 0.7% del valor agregado mundial en la industria de los semiconductores.[68] En ese año, los países de América Latina con una mayor participación en el sector fueron México y Brasil; no obstante, su aportación al valor agregado mundial fue muy reducida: la de México fue de apenas 0.59%, mientras que la de Brasil fue de 0.08% del total mundial. La participación del resto de los países de la región en la industria de los semiconductores es prácticamente nula.

Conviene precisar las características de la participación de México en la producción en este sector de las industrias de alta tecnología. La industria electrónica en México tiene un "perfil claramente maquilador" (Nadal, 2020: 55-56). La mayor parte de los insumos son importados, los productos están orientados a la exportación y la producción se concentra en segmentos de baja productividad y bajo "valor agregado". En particular, la participación de México en la producción de semiconductores se concentra en el segmento de ensamblaje, prueba y empaquetado, el más intensivo en fuerza de trabajo y el menos rentable (Filippo *et al.*, 2022). El principal atractivo de México para la producción de semiconductores radica en su bajo nivel salarial (The Economist, 2024). Aunque México tiene una elevada participación a nivel regional en esta industria, las actividades que se realizan

68 En sus informes más recientes –de 2020, 2022 y 2024–, la NSF no presenta información desagregada sobre el valor agregado por país en la industria de los semiconductores.

son de baja productividad y generan escasos encadenamientos productivos a nivel nacional y regional. Esta situación se explica en medida importante porque las grandes empresas transnacionales, que controlan y dirigen la producción mundial, desplazan y subcontratan las fases de la producción con menor contenido tecnológico y menor "valor agregado" en los países dependientes –en los que pagan bajos salarios–, mientras conservan las fases con mayor "valor agregado", intensivas en tecnología y conocimiento, en sus países de origen.

Según un informe reciente de la Semiconductor Industry Association (SIA), la mayor parte de la producción mundial de semiconductores se concentra en Taiwán (20%), Corea del Sur (19%), Japón (17%), China (16%) y Estados Unidos (13%). En cuanto a la producción de los chips de alta tecnología, el mismo informe de la SIA muestra que actualmente Taiwán concentra 92% y Corea del Sur 8% de la manufactura de los chips lógicos más avanzados –de 10 nanómetros o menos– (Varas *et al.*, 2021). La participación dominante de Taiwán y su empresa TSMC en la manufactura de los chips más avanzados necesarios para la IA se ha mantenido en los años más recientes (Davidson y Lin, 2024). Según el listado de *Fortune Global 500*,[69] en 2025 las mayores corporaciones dedicadas al diseño y manufactura de semiconductores según su volumen de ventas fueron la estadounidense NVIDIA (216 mil millones de dólares, mmd), seguida de la taiwanesa TSMC (122 mmd), SK Hynyx (Corea del Sur, 68 mmd), Broadcom (Estados Unidos, 64 mmd), Intel (Estados Unidos, 53 mmd), Qualcomm (Estados Unidos, 44 mmd) y Micron Technology (Estados Unidos, 37 mmd).

El otro soporte estratégico de las tecnologías digitales es el software. Aunque el valor agregado por región en la programación computacional no está tan concentrado como en la industria de los semiconductores, es claro el predominio de América del Norte –de nuevo, de manera notable, de Estados Unidos–; a la distancia, le siguen Europa –con una participación importante de Reino Unido, Francia y Alemania– y Asia –con Japón a la cabeza. El país con mayor participación en el valor agregado en la programación computacional es Estados Unidos, sede de la mayoría de las corporaciones líderes en el diseño de software y en los servicios de internet. Según el listado de *Fortune Global 500*, en 2025 las cinco mayores

69 Disponible en https://fortune.com/ranking/global500/.

empresas de software y servicios de internet en el mundo, clasificadas según sus ingresos, fueron Amazon (Estados Unidos, 717 mmd), Alphabet (Estados Unidos, 403 mmd), Microsoft (Estados Unidos, 281 mmd), Meta (Estados Unidos, 201 mmd) y Tencent (China, 105 mmd). El predominio de las empresas estadounidenses en este sector es claro: de esas cinco empresas, las cuatro más grandes son estadounidenses y una es china. Son estas corporaciones las que se ubican en la vanguardia en la innovación e implementación de los sistemas de IA.

La participación de América Latina en el valor agregado mundial en la producción de software es reducida. Al inicio del siglo, en 2002, América Latina representó 1.5% del valor agregado mundial de la producción de software; su participación alcanzó un máximo de 2.6% en 2011; desde entonces, ha tenido una tendencia decreciente y en 2019 –último año con datos disponibles– representó solo 1.1% del valor agregado mundial en esa área (National Science Board y National Science Foundation, 2022). El país de la región con mayor participación en el valor agregado en la programación computacional es Brasil, que en 2019 representó 43% del valor agregado a la producción de software en la región y 0.5% del mundial, seguido de México, Argentina y Colombia. Aunque las barreras a la entrada en términos de la inversión de capital necesaria para la producción de software son menores que para la producción de semiconductores, la participación de los países de América Latina en esta área de la producción estratégica también es muy limitada.

Como se puede observar, existe una elevada concentración de la producción que conforma la vanguardia tecnológica en el capital transnacional con sede en Estados Unidos. La concentración es aún mayor –y, por tanto, la participación de América Latina es aún más reducida– conforme la complejidad tecnológica aumenta, como sucede con la producción del hardware y software necesarios para la implementación de la IA.

La mayor parte de la bibliografía sobre la "transformación digital" en América Latina centra su atención en el acceso de lxs usuarixs individuales a internet, la digitalización de las empresas y en su adopción de servicios digitales como la banca electrónica y el marketing digital. En dicha bibliografía se suele obviar que la participación de América Latina en la *producción* de las tecnologías

que sostienen a la llamada economía digital es nula o marginal. No obstante, desde una perspectiva que se cuestiona por las condiciones estructurales de dependencia tecnológica en la región y sus implicaciones, este tema es de la mayor relevancia, pues la producción de dichas tecnologías forma parte del núcleo estratégico de la producción en el capitalismo contemporáneo. La importancia de la producción de los elementos esenciales del paradigma tecnológico vigente radica en que son espacios: 1) de producción de plusvalor extraordinario y apropiación de ganancias extraordinarias; 2) donde se define el patrón tecnológico general, las tecnologías en torno a las cuales se organiza el conjunto de los procesos de (re)producción y acumulación. En consecuencia, lo que está en juego con esta elevada concentración de la producción tecnológica de vanguardia no es solo una diferencia cuantitativa; es la construcción de una jerarquía y de modalidades diferenciadas de reproducción.

Obviar que América Latina participa de manera marginal de la producción de las tecnologías de vanguardia que sostienen el patrón tecnológico vigente, o dar por sentada la posición subordinada que ocupa la región en esta jerarquía, implica perder de vista dos aspectos clave que condicionan la reproducción del capital en la región: 1) la adopción de un patrón tecnológico producido y definido externamente, frente al que existe un rezago tecnológico estructural y ante el que se está permanentemente en una condición de importador; 2) que la importación masiva de esas tecnologías genéricas, producidas en una rama industrial con alta composición de capital y elevada productividad, implica un drenaje sistemático de valor –esto es, el pago de derechos de propiedad intelectual, ganancias extraordinarias, etc.– hacia los capitales y Estados donde se producen dichas tecnologías.

Servicios vinculados a internet y apropiación de datos

Otros elementos relevantes en el ecosistema digital latinoamericano también controlados por corporaciones estadounidenses son los servicios de internet,

desde las plataformas de redes sociodigitales hasta las páginas web y aplicaciones móviles. Su importancia radica en que son un medio de extracción de datos digitales de las personas. Como señalé anteriormente, los datos son representaciones en código binario del mundo físico y las prácticas sociales; a partir de estos, los sistemas de IA pueden mejorar adaptativamente su desempeño y capacidades. En el capitalismo contemporáneo, la extracción de datos se ha convertido en un imperativo: la extracción de todos los datos posibles, de todas las fuentes y por todos los medios adquiere centralidad para las empresas y los Estados porque sirven como un medio para la valorización del capital y la concentración en el ejercicio del poder (Sadowski, 2019).

Aunque las grandes corporaciones tecnológicas no dan a conocer con precisión la magnitud de datos que extraen en cada una de sus plataformas o servicios, cabe mencionar algunos casos ilustrativos sobre la elevada concentración de la extracción de datos. En América Latina, lxs usuarixs de internet acceden principalmente a sitios web, aplicaciones móviles y plataformas desarrolladas fuera de la región. En todos los países del subcontinente, los sitios web más populares son extranjeros, principalmente estadounidenses (CEPAL, 2021a: 37).[70] Por ejemplo, en 2025 las tres plataformas de redes sociodigitales más usadas en América Latina eran propiedad de Meta: WhatsApp, con 420 millones de usuarixs (equivalente a 80% de la población regional con 15 años o más); Facebook, con 360 millones de usuarios (69% de la población con 15 años o más); e Instagram, con 290 millones (55%).[71] El top 10 de plataformas de redes sociodigitales más usadas en América Latina en 2025 lo completan TikTok (220 millones de usuarios), YouTube (205 millones), Telegram (125 millones), X (antes Twitter, 85 millones), LinkedIn (68 millones), Pinterest (42 millones) y Snapchat (38 millones) (Wambugu, 2025). En todos los casos, se trata de plataformas desarrolladas fuera de la región.

---

70 Para un análisis detallado sobre los sitios web más visitados en América Latina a mediados de la década de 2010, véase Katz (2015).

71 Las cifras sobre el número de usuarios de las plataformas de redes sociodigitales se toman de Wambugu (2025), que se basa en datos de Comscore. El porcentaje respecto de la población con 15 años o más se calculó con base en datos de CepalStat https://statistics.cepal.org/portal/cepalstat/dashboard.html?theme=1&lang=es.

La preeminencia de las corporaciones con sede en Estados Unidos es aún más acentuada en otros sectores, como el de búsquedas en internet –con Google como líder indiscutible–, servicios de correo electrónico –donde los grandes proveedores son corporaciones estadounidenses como Google o Microsoft– o el sistema operativo de los dispositivos móviles –con el duopolio de Alphabet con Android y Apple con iOS. La preponderancia del capital estadounidense en este ámbito clave del ecosistema digital no solo está presente en el mercado de servicios al consumidor; también en los servicios a empresas, como los servicios de cómputo en la nube.

Probablemente el único sector vinculado a los servicios de internet donde una empresa latinoamericana es líder a nivel regional es el comercio electrónico, con la argentina MercadoLibre, que rivaliza con Amazon. No obstante, incluso en ese caso hay una evidente condición de dependencia tecnológica: MercadoLibre debe comprar sus capacidades de cómputo en la nube a Amazon Web Services –una filial de su principal competidor– y Google Cloud. Salvo esa excepción, los datos de lxs usuarixs latinoamericanxs son extraídos, apropiados, procesados y usados con miras a la valorización principalmente por el gran capital digital con sede en Estados Unidos. El predominio de los oligopolios digitales extranjeros se debe principalmente a los efectos de red y las economías de escala, principales características económicas de las tecnologías digitales y la IA.

Un proceso relevante vinculado con la datificación en el capitalismo periférico es la apropiación desigual de datos y el control concentrado sobre las condiciones de su procesamiento y valorización. Con variaciones históricas significativas, los patrones de reproducción del capital en América Latina se han organizado de manera recurrente en torno a la exportación de productos primarios y la importación de productos industrializados –que con frecuencia incorporan aquellos como materias primas. Actualmente, al tiempo que el patrón exportador de especialización productiva persiste en sus rasgos generales (Osorio, 2016), los países dependientes operan además como fuente de datos que las corporaciones transnacionales se apropian y convierten, mediante su procesamiento, en insumos para entrenar sistemas de IA, optimizar servicios digitales, desarrollar nuevos productos y reforzar el control sobre las poblaciones.

La analogía entre la provisión de materias primas y la de datos tiene, sin embargo, un límite que conviene explicitar, pues es ahí donde reside uno de los rasgos peculiares de la dependencia tecnológica contemporánea. En los patrones primario-exportadores, el desplazamiento físico de la materia prima hacia los países dominantes es constitutivo de la relación de dependencia: la transformación ocurre en otro lugar. En el caso de los datos, ese desplazamiento deja de ser el criterio determinante. Incluso si los datos fueran almacenados íntegramente en el territorio nacional, la relación no se modificaría: las infraestructuras de cómputo que permiten procesarlos, así como los modelos que se entrenan con ellos, son propiedad del gran capital transnacional. Lo decisivo de este nuevo anillo de la dependencia tecnológica no es solo la apropiación de los datos –aspecto que subraya la noción de "colonialismo de datos" (Couldry y Mejias, 2019)–, sino el control sobre las condiciones de su procesamiento y valorización, ejercido por las corporaciones que lideran el desarrollo y la implementación de los sistemas de IA y que, por esa vía, obtienen rentas tecnológicas. De ahí se sigue una implicación relevante: la instalación de centros de datos en los países periféricos no altera por sí misma la relación de dependencia, pues la propiedad y control de las infraestructuras y los sistemas de IA continúan en manos del gran capital transnacional.

Esta precisión permite distinguir dos momentos analíticamente diferenciables en el proceso de apropiación y uso de los datos. En el primero, las corporaciones tecnológicas se apropian de los datos en los países dependientes mediante la vigilancia de las personas, de sus interacciones, de los territorios, etc. No se trata aquí de un "intercambio desigual de datos", pues no media una relación mercantil ni hay transferencia de valor mediante la formación de precios. El proceso se asemeja más a un despojo o cercamiento, esto es, a la apropiación privada de los datos y su conversión en un activo de uso exclusivo. El segundo momento sí asume la forma de un intercambio mercantil, pero en condiciones asimétricas: los países dependientes adquieren bienes y servicios digitales cuyo desempeño fue mejorado mediante el procesamiento de los datos generados en su propio territorio, y pagan por ellos precios que incorporan ganancias derivadas de esa posición monopólica.

El resultado no es únicamente una apropiación oligopólica de los datos como condición para la obtención de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas.

Al apropiarse de los datos, las corporaciones con sede en los países dominantes concentran además la capacidad de producir conocimiento sobre los territorios, poblaciones e interacciones de los países dependientes. Se trata, en definitiva, de una asimetría que es simultáneamente económica y epistémica.

Control transnacional de las infraestructuras de cómputo en la nube

Además de la extracción de datos, otro pilar del ecosistema digital en lo que respecta a la IA es la computación en la nube. Al contrario de lo que sugiere la metáfora etérea de "la nube", se trata de enormes edificios –equivalentes en tamaño a varios estadios de fútbol– con cientos de miles de servidores interconectados, donde se almacenan y procesan volúmenes masivos de datos. Los centros de datos en la nube constituyen la infraestructura fundamental de la economía digital y, particularmente, de la IA contemporánea.

De acuerdo con Synergy Research Group (2024), las principales corporaciones en el mundo que controlan esta infraestructura clave para la IA son Amazon Web Services –en un lejano primer lugar–, Microsoft Azure, Google Cloud, Alibaba Cloud, Oracle, Salesforce, IBM, Huawei y Tencent Cloud. De esas nueve empresas, seis tienen su sede en Estados Unidos y tres en China. Se estima que las estadounidenses Amazon Web Services, Microsoft Azure y Google Cloud concentran dos terceras partes del mercado mundial de cómputo en la nube.

América Latina cuenta con una proporción pequeña de las infraestructuras de cómputo en el mundo: la región aloja solo 4.9% de las instalaciones de centros de datos hiperescalares con capacidad para procesar sistemas de IA y apenas 2.7% de la capacidad instalada, medida según su consumo de energía.[72] La brecha

72 El cálculo sobre la participación de América Latina en las instalaciones de centros de datos hiperescalares se hace con base en Lehdonvirta, Wú y Hawkins (2024). El cálculo sobre el consumo de electricidad de los centros de datos en América Latina se hace con base en información de la International Energy Agency (2025b).

entre ambas cifras es en sí misma significativa, pues indica que los centros de datos de la región son, en promedio, de menor tamaño que los del resto del mundo. A esta desventaja cuantitativa se suma una diferencia cualitativa. Los centros de datos construidos en la región son adecuados para la inferencia –esto es, para implementar sistemas de IA ya entrenados–, pero insuficientes para el entrenamiento y desarrollo de nuevos modelos a escala, pues carecen de los procesadores especializados de última generación que esa tarea exige (Lehdonvirta, Wú y Hawkins, 2024). Se configura así una polarización funcional: los países dependientes cuentan con infraestructuras para ejecutar modelos desarrollados en otra parte, pero la capacidad de entrenarlos permanece concentrada en unos pocos países. La distribución desigual de los centros de datos y su polarización funcional expresan, en conjunto, una jerarquía mundial de la capacidad de cómputo, en la que América Latina ocupa una posición subordinada.

Hasta finales de la década de 2010, las instalaciones de centros de datos en la nube en América Latina eran pocas y sus propietarias eran principalmente empresas locales –como las brasileñas Ascenty, Scala Data Center y ODATA–, que rentaban espacio y servicios a las empresas globales de servicios de la nube. De acuerdo con Raúl Echeberría (2020), consultor de la CEPAL en temas tecnológicos, en muchos países de América Latina, a las grandes empresas globales de cómputo les era más conveniente arrendar capacidad de cómputo a otras empresas o conectarse con los centros de datos ubicados en el sur de Estados Unidos, en lugar de instalar infraestructuras a nivel local, tanto en términos de economías de escala, costos y tiempos de latencia. En la década de 2020, la necesidad de incrementar la capacidad de procesamiento debido a una mayor demanda de sus servicios de cómputo en la nube y el surgimiento de nuevos servicios de IA generativa catalizaron la construcción de infraestructuras de cómputo en la nube por parte de los gigantes tecnológicos estadounidenses en América Latina. Pese a que en años recientes las grandes empresas tecnológicas han invertido en la instalación de centros de datos propios de hiperescala, la región continúa en una posición rezagada en términos de la capacidad instalada de los centros de datos existentes.

Actualmente, los tres países de la región con mayor capacidad instalada de centros de datos son Brasil, México y Chile (Mensky, Johnson y De Feydeau, 2024). Según información de la consultora Mordor Intelligence (2025) sobre los centros de

datos para IA en Sudamérica y México, entre las principales empresas del sector en la región se encuentran Ascenty, Scala Data Centers, ODATA, KIO Networks, Equinix y Amazon Web Services (AWS). Las tres primeras tienen su sede en Brasil y KIO Networks en México, pero todas son controladas por capital estadounidense, mientras que Equinix y AWS son empresas estadounidenses. Con excepción de AWS, se trata de operadoras de centros de datos de colocación, es decir, operan instalaciones en las que otras empresas alquilan espacio, energía, refrigeración y seguridad para alojar sus propios servidores. Entre sus clientes se encuentran los grandes proveedores de servicios en la nube —como Microsoft, Google o la propia AWS—, que combinan sus centros de datos propios con capacidad alquilada a estos operadores. Entre los gigantes tecnológicos estadounidenses, Google tiene centros de datos en Chile, Uruguay (en construcción) y México; Microsoft en México, Chile y Brasil; y AWS en México, Brasil y Chile (en construcción). Otras empresas globales de cómputo en la nube con operaciones en la región son Oracle (Estados Unidos), IBM (Estados Unidos), Alibaba (China) y Tencent (China).

En ese sentido, hay un claro rezago en las infraestructuras digitales en América Latina, lo que condiciona negativamente las posibilidades de adopción de la IA, con importantes disparidades al interior de la región. Además, las capacidades e infraestructuras clave para la implementación de la IA en la región son controladas por las corporaciones transnacionales –principalmente, por las que tienen sede en Estados Unidos–, lo que ubica a América Latina en una situación de asimetría, heteronomía y subordinación productiva.

Aunque la adopción de la IA en América Latina tenderá a aumentar en los próximos años, los elementos clave para su implementación –la producción de hardware y software, la extracción de datos, el control de las infraestructuras de cómputo en la nube– están sumamente concentrados en unas pocas empresas. Debido a su control oligopólico sobre infraestructuras y capacidades clave, estas están en condiciones de apropiarse cuantiosas ganancias extraordinarias.

Investigación científica, desarrollo tecnológico e innovación

La innovación es otro aspecto relevante de la dependencia tecnológica en América Latina. En la sociedad moderna, la aplicación tecnológica de la ciencia en los procesos de (re)producción es el medio más importante de que disponen lxs capitalistas para profundizar el dominio sobre la clase trabajadora, elevar la productividad del trabajo, imponerse sobre sus competidores y apropiarse de ganancias extraordinarias. De ahí la importancia de la investigación científica y el desarrollo tecnológico.

Pese a que la continua revolución de las condiciones tecnológicas y organizativas de la producción es una de las características más importantes del capitalismo como sistema histórico, este proceso no tiene la misma importancia ni asume las mismas formas en el conjunto del sistema. Por el contrario, la producción de ciencia y tecnología es sumamente desigual entre países y regiones, lo que tiene implicaciones significativas sobre la forma en que se reproduce el capital. Los países de América Latina ocupan una posición subordinada en la división internacional del trabajo científico y tecnológico, por lo que una de las características estructurales más relevantes del capitalismo en la región es la dependencia tecnológica (Reyes, 2025).

Instituciones con perspectivas desarrollistas como la CEPAL consideran que el reducido gasto en investigación y desarrollo (I&D) en América Latina se debe principalmente a fallas de coordinación institucional, a ineficiencias en la asignación de recursos públicos, a la aversión al riesgo para invertir en *startups* o a la falta de vocación y comportamiento emprendedor por parte del empresariado en la región, entre otras (véase Katz, 2015). Pese a que sobran informes de instituciones internacionales que advierten a empresarixs y gobiernos sobre los beneficios de desarrollar la ciencia y la tecnología, la mayor parte de lxs empresarixs latinoamericanxs deciden no innovar o son incapaces de llevar a cabo esa tarea.

Más que lamentar que el empresariado latinoamericano no sea como las instituciones internacionales y los académicos liberales de la región desearían que fuera, es

importante comprender las razones objetivas que llevan a que la clase capitalista en América Latina sea como efectivamente es: una "élite rentista" (Fajnzylber, 1990) o una "lumpenburguesía" (Gunder Frank, 1974), de acuerdo con la caracterización de algunos de lxs más destacadxs investigadorxs sobre la región. Si la mayoría de lxs capitalistas latinoamericanxs no participa de los procesos de innovación es porque la investigación científica y el desarrollo tecnológico autónomos les son innecesarios y prescindibles debido a la forma en que se reproduce el capitalismo en la región, por el lugar que América Latina ocupa en la división internacional del trabajo y por la posición subordinada de los capitales locales respecto de los grandes capitales transnacionales.[73]

Asimismo, para la mayor parte de la clase capitalista en los países latinoamericanos la apropiación de ganancias no depende fundamentalmente de realizar innovaciones tecnológicas revolucionarias ni de fomentar el avance del conocimiento científico, sino que se sustenta en la superexplotación de la fuerza de trabajo –es decir, en el pago de la fuerza de trabajo por debajo de su valor y en la apropiación de una parte del fondo de consumo de lxs trabajadorxs. Como ha argumentado Jaime Osorio, el hecho de que la superexplotación sea la forma preponderante de producción de plusvalor en el capitalismo dependiente "no genera una forma de capitalismo que haga suyas las pulsiones hacia la constante revolución de los procesos productivos. Por el contrario, propicia un capitalismo que morigera dichas tendencias, y que potencia la explotación redoblada" (Osorio, 2012: 147).

En estas circunstancias, el impulso a desarrollar las fuerzas productivas de manera autónoma y orgánica se ve refrenado y tiene una importancia secundaria en las economías de la región. Ciertamente, en los países dependientes se logran innovaciones puntuales; no obstante, esos desarrollos tecnológicos suelen ser de carácter "espasmódico, anárquico, puntual y sectorizado" (Dos Santos, 1979: 1367). Cabe añadir que "en los países dependientes no solo no se encuentran las bases productivas más avanzadas que incorporan la última tecnología, sino

73 En este sentido, Jaime Osorio (2016: 26) considera que "en el mundo periférico la burguesía no está en condiciones de llevar a cabo aquellas tareas, no por falta de madurez, sino porque la dinámica de reproducción del capital que desarrolla, y su subordinación al capital imperialista se lo impiden".

también están ausentes los elementos científicos y de conocimiento que producen esta tecnología" (Dos Santos, 1979: 1367).

Para evaluar las condiciones de I&D en América Latina e ilustrar las grandes asimetrías de la innovación tecnológica en el capitalismo contemporáneo, en particular en lo que respecta a la IA, tres indicadores son esclarecedores: 1) el gasto total destinado a I&D en América Latina; 2) el gasto en I&D de los países latinoamericanos comparado con el de algunas corporaciones líderes en tecnologías digitales; y 3) las patentes en IA por región.

El gasto en I&D en América Latina y el Caribe es muy reducido: entre 2000 y 2020, este gasto ha representado en promedio 0.65% del PIB regional; en contraste, en regiones como América del Norte se gasta proporcionalmente cuatro veces más en I&D, 2.66% del PIB en promedio en el periodo mencionado. La brecha en el gasto en I&D es aún más significativa en términos absolutos: mientras que en el conjunto de América Latina y el Caribe se destinaron 37 mil millones de dólares (mmd) a I&D en 2019, en ese mismo año en Estados Unidos el gasto en esa área fue de 678 mmd, en China de 327 mmd, en Japón de 165 mmd y en Alemania de 125 mmd.[74]

Al reducido volumen del gasto en I&D se suma una diferencia estructural en su composición. Mientras que en países como Estados Unidos, Japón o China las empresas privadas financian aproximadamente 70% del gasto en I&D, en la mayoría de los países de América Latina el sector privado financia menos de 10% de la I&D; el financiamiento proviene mayormente del gobierno y las universidades (UNESCO, 2019). Además de ser muy limitado, el gasto en I&D en la región descansa sobre el financiamiento público, lo que evidencia la poca importancia que las burguesías latinoamericanas otorgan al desarrollo de la ciencia y la tecnología.

74 Cálculos del autor con base en datos del Banco Mundial, consultados en https://datos.bancomundial.org/indicador. Al momento de escribir estas líneas, el dato más actualizado sobre el gasto en I&D de América Latina corresponde a 2020. Pese a ello, se opta por presentar los datos de 2019, pues en 2020 hubo una caída importante en el gasto en I&D por la pandemia de Covid-19.

Por otra parte, la diferencia en el gasto en I&D al interior de América Latina es abismal. De los 37 mmd que se gastaron en I&D en la región en 2019, Brasil representó 61.2% del total regional, con un gasto de 22.7 mmd. Brasil dio cuenta de casi dos terceras partes del gasto total en I&D en la región a pesar de que su magnitud en ese país ha caído drásticamente en años recientes, desde su máximo de 31.2 mmd en 2014, cuando representó 1.27% del PIB brasileño y 65.4% del gasto total en I&D de la región. En 2019, los siguientes países en importancia en el gasto en I&D en América Latina fueron México (3.6 mmd), Argentina (2.1 mmd) y Chile (0.95 mmd).

A fin de exponer mostrar la ínfima capacidad de innovación de América Latina en las principales áreas del paradigma tecnológico vigente respecto de los Estados y corporaciones que se ubican en la vanguardia tecnológica, la siguiente tabla muestra el gasto total en I&D de los mayores países de América Latina comparado con el gasto total en I&D de las mayores empresas de tecnologías digitales.

En el capitalismo contemporáneo, la innovación –así como la apropiación de ganancias extraordinarias que de ella resulta– ha alcanzado tal grado de concentración y polarización que la capacidad para impulsar el desarrollo de las fuerzas productivas de países y regiones enteros es menor a la de algunas grandes empresas. Por ejemplo, en 2019 Amazon invirtió en I&D prácticamente lo mismo que todos los países de América Latina sumados. La diferencia se ha ampliado de manera notable en años recientes. En 2012, el gasto en I&D en Brasil era superior al de Amazon, Alphabet, Meta, Apple y Microsoft en conjunto; desde 2020, cada una de estas empresas privadas gasta más en I&D que Brasil, el país con mayor I&D de toda la región. En 2012, el gasto en I&D de México era 11% superior al de Amazon; en 2022, el gasto en I&D de Amazon es casi veinte veces mayor que el de México. Cabe señalar que en esta área hay también un marcado liderazgo económico y tecnológico de las corporaciones con sede en Estados Unidos: de las seis empresas de tecnologías digitales con mayor gasto en I&D, las cinco más importantes son estadounidenses.

Las economías de escala en I&D son uno de los elementos decisivos en la tendencia a la concentración de las capacidades de IA en unas pocas corporaciones. La magnitud del gasto en I&D es lo que permite a los gigantes tecnológicos ubicarse

en la frontera de la innovación, mantener su liderazgo económico y apropiarse de ganancias extraordinarias. En estas circunstancias, la subordinación tecnológica y productiva de los países y empresas de América Latina tiende a acentuarse.

Comparación del gasto en I&D de países latinoamericanos y empresas de tecnologías digitales. Miles de millones de dólares

2012–2022

	2012	2014	2016	2018	2019	2020	2021	2022
América Latina y el Caribe	42.22	47.68	38.20	37.03	37.05	29.72	-	-
Brasil	27.78	31.18	23.10	22.38	22.68	16.91	18.88	23.23
México	5.06	5.73	4.18	3.75	3.60	3.27	3.60	3.78
Argentina	3.47	3.13	3.11	2.56	2.14	2.09	2.54	3.48
Chile	0.97	0.98	0.93	1.09	0.95	0.85	1.14	-
Colombia	0.82	1.16	0.76	1.04	1.04	0.78	-	-
Mayores empresas tecnológicas en términos de I&D								
Amazon (Estados Unidos)	4.56	9.28	16.09	28.84	35.93	42.74	56.05	73.21
Alphabet (Estados Unidos)	6.79	9.83	13.95	21.42	26.02	27.57	31.56	39.50
Meta (Estados Unidos)	1.40	2.67	5.92	10.27	13.60	18.45	24.66	35.34
Apple (Estados Unidos)	3.38	6.04	10.05	14.24	16.22	18.75	21.91	26.25
Microsoft (Estados Unidos)	9.81	11.38	11.99	14.73	16.88	19.27	20.72	24.51
Huawei (China)	8.00	10.00	12.00	14.73	18.78	21.85	22.11	24.01

Fuente: elaboración propia con datos del Banco Mundial y de los informes anuales de las empresas.

Es común considerar a las patentes como uno de los indicadores más importantes para evaluar la innovación. No obstante, son mucho más que eso. Debido a que permiten a una empresa usar de manera exclusiva una tecnología o recibir un pago a cambio de su uso por parte de terceros, las patentes son el instrumento jurídico por excelencia para establecer un monopolio temporal sobre el uso y aprovechamiento de las invenciones, entre ellas las tecnologías de vanguardia, lo que permite la apropiación de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas. Por esas razones, las patentes ofrecen elementos relevantes para el análisis de la heterogeneidad, asimetrías y jerarquías tecnológico-económicas entre regiones, países y empresas.

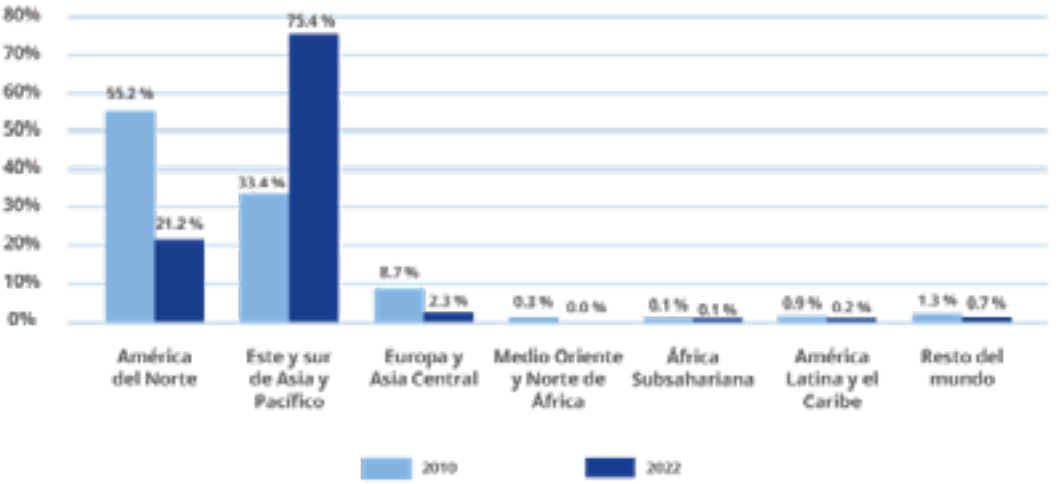
Aun cuando las cifras sobre el otorgamiento de patentes a nivel mundial brindan información relevante sobre las tendencias generales de la innovación en IA, esos números deben tomarse con cautela, pues los estándares para el otorgamiento de patentes y la calidad de estas difieren entre países (AI Index Report, 2024). En general, lxs analistas coinciden en que incluso cuando el número de patentes registradas en China ha aumentado de manera notable durante los años más recientes –lo que es expresión de una mayor capacidad de innovación de las empresas ubicadas en ese país asiático–, las patentes con mayor alcance e influencia continúan siendo las generadas en Estados Unidos, Europa y Japón. Asimismo, diversxs analistas señalan que muchas de las patentes registradas en China no consisten en innovaciones tecnológicas pioneras, sino en nuevos diseños o adaptaciones de innovaciones registradas en otros países.

Hay dos regiones que lideran la innovación en IA: América del Norte –principalmente, por Estados Unidos– y la región de Asia-Pacífico, cuya importancia es creciente, con países como Japón, Corea del Sur, Taiwán y China. En 2022, 96.2% de las patentes en IA otorgadas en el mundo correspondían a residentes en esas regiones. En contraste, las patentes relacionadas con IA otorgadas a residentes en América Latina son apenas 0.2% del total mundial –es decir, solo una de cada quinientas patentes relacionadas con esta tecnología otorgadas en el mundo correspondía a residentes en América Latina. A eso hay que añadir que la participación de la región en las patentes otorgadas a nivel mundial ha declinado a lo largo del tiempo, pasando de 0.9% en 2010 al mencionado 0.2% en 2022.

La contracara de esta elevada concentración de las patentes en unas pocas corporaciones y Estados es que regiones enteras, entre las que se cuenta América Latina, adoptarán los sistemas de IA desarrollados en otras regiones y países, lo que se traducirá en importantes transferencias de valor y ganancias por concepto de pago de regalías, licencias de uso, etc. América Latina es una región que crónicamente realiza transferencias netas de valor al exterior por el uso de propiedad intelectual. En Brasil y México, las mayores economías de la región, el pago por el uso de propiedad intelectual representó una transferencia de valor equivalente a 0.4% y 0.32% del PIB en 2024. La adopción de la IA en la región contribuirá a incrementar esas transferencias netas de valor hacia el exterior. Esto acentúa la heterogeneidad productiva existente entre empresas, países y regiones, pues genera condiciones diferenciadas de apropiación de valor y procesos de acumulación sumamente desiguales.

Patentes otorgadas relacionadas con IA, por región, 2010 y 2022

Porcentaje del total mundial



Fuente: AI Index Report 2024.

Implicaciones de la adopción de la IA para la reproducción del capital en América Latina

He insistido en que los elementos clave para el funcionamiento de los sistemas de IA, los chips especializados, los algoritmos de aprendizaje automático y las innovaciones tecnológicas, son producidos en otras regiones del mundo. En consecuencia, el rezago tecnológico de América Latina y la incapacidad de producir estas tecnologías que son el soporte de la IA posicionan a Latinoamérica como una región dependiente tecnológicamente, en la que se deben importar crónicamente los medios de producción indispensables para llevar adelante los procesos productivos.

La importación de estos medios de producción de vanguardia, resultantes de procesos de producción con alta composición de capital y elevada productividad, involucra múltiples formas de transferencias de plusvalor.[75] Mientras que las empresas que operan en América Latina transfieren plusvalor por su menor productividad, pagan por el uso de propiedad intelectual y repatrian ganancias hacia sus países de origen –cuando se trata de inversiones extranjeras–, las empresas tecnológicas se apropian de ganancias extraordinarias producto de su mayor productividad y su superioridad tecnológica.

Las transferencias de plusvalor impactan en las condiciones de reproducción en ambos polos: en las empresas, industrias y países que transfieren plusvalor, socavan las condiciones para la acumulación y acrecientan el impulso para aumentar la masa de valor apropiada mediante la superexplotación de la fuerza de trabajo; por el contrario, en las empresas, industrias y países que se apropian de más valor que el que directamente explotaron, las plusganancias apropiadas generan las condiciones para sostener, reproducir y reforzar su superioridad tecnológica y su liderazgo económico. En otros términos, mientras que quienes transfieren plusvalor impulsan una explotación y precarización redobladas de lxs trabajadorxs para compensar la pérdida, las ganancias extraordinarias

75 Sobre el intercambio desigual y otras formas de transferencias de plusvalor, véase Osorio y Reyes (2024).

alimentan la superioridad tecnológica de quienes se apropian de más valor. Al apuntalar las transferencias de plusvalor, la adopción y uso de la IA tenderá a reproducir la heterogeneidad imperante en el sistema mundial capitalista y a agudizar algunas de sus características más polarizantes.

Adicionalmente, como se ha visto, los principales proveedores de cómputo en la nube, la infraestructura clave para la IA, son grandes corporaciones estadounidenses como Amazon, Microsoft y Google. La adopción de la IA en América Latina y en todo el hemisferio occidental implicará el uso intensivo de esas infraestructuras, lo que se traducirá en ingentes ganancias para las corporaciones que las controlan. Por tanto, la mayor difusión del uso de la IA en los años por venir tendrá como anverso una acelerada concentración de capital y de capacidades tecnológicas en las corporaciones que detentan la propiedad y el control de las infraestructuras de cómputo en la nube, que serán las principales beneficiarias del proceso.

Al considerar las principales implicaciones del predominio del gran capital transnacional sobre los ámbitos centrales para la implementación de la IA en América Latina –las transferencias de valor, la apropiación desigual de datos, el control de infraestructuras críticas–, se puede concluir que en el proceso de adopción de la IA en la región no hay simplemente una situación de rezago en el uso de las tecnologías –aunque dicho rezago es manifiesto. Por el contrario, lo que está en juego es la construcción de una jerarquía en las formas de reproducción y de apropiación de valor en el sistema mundial, sustentada en la producción de las tecnologías de vanguardia y en la concentración de las fuentes de las ganancias extraordinarias.

De acuerdo con la información disponible, América Latina es una de las regiones con menor nivel de adopción de la IA en el mundo. Según una encuesta a grandes empresas realizada por McKinsey Global Institute en 2023, 49% de las empresas ubicadas en América Latina habían incorporado IA en al menos una función o unidad de negocios. Esto ubicó a América Latina como una de las regiones en que el uso de esta tecnología es menor, 6 puntos porcentuales debajo de la media mundial (Maslej *et al*., 2024: 265). Asimismo, existen grandes brechas de adopción de las tecnologías digitales –la base para la implementación de la IA– al

interior de la región. Investigaciones recientes muestran que muchas empresas pequeñas y medianas carecen de las capacidades y recursos para incorporar estas tecnologías, lo que las coloca en una situación de desventaja competitiva; en un contexto de cambio tecnológico acelerado, esto incluso podría llevarlas a la quiebra (Correa, Leiva y Stumpo, 2018; CEPAL, 2021b).

En relación con la compra-venta de la fuerza de trabajo y las condiciones del empleo, el impacto de la IA en América Latina será heterogéneo. Parte importante de lxs trabajadorxs con mayores cualificaciones originarixs de América Latina seguirá alimentando la diáspora hacia los principales centros de innovación tecnológica como Silicon Valley, lo que contribuirá a reforzar el liderazgo tecnológico de las empresas estadounidenses. La migración internacional de la fuerza de trabajo es una característica importante en el área de las tecnologías digitales. Según Raúl Delgado (2017: 137) "cada vez más los generadores de patentes [en Silicon Valley] son originarios de países periféricos". Una de las principales conclusiones de los autores del *Global AI Talent Tracker* (Banerjee y Sheehan, 2020) es que "más de la mitad de los investigadores de IA de primer nivel son inmigrantes o extranjeros, investigadores que trabajan en un país diferente a aquel en que obtuvieron su título universitario".

En cuanto a su impacto sobre las condiciones laborales, la implementación de la IA tendrá repercusiones multifacéticas: llevará tanto a la destrucción como a la creación de puestos de trabajo, así como a la transformación de los trabajos existentes. Aún no es claro qué impactos tendrá este proceso en América Latina. No obstante, la experiencia de la adopción de las nuevas tecnologías en Estados Unidos sugiere que sus efectos serán negativos en términos salariales y del nivel de empleo (Acemoglu y Restrepo, 2017 y 2019).[76] Por tanto, es probable que la implementación de la IA provoque un incremento en el ejército laboral

76 "Acemoglu y Restrepo (2017) analizaron el aumento del uso de robots en la industria manufacturera de los Estados Unidos [...]. Encontraron que, en conjunto, los resultados en términos de empleo y salarios fueron negativos [...]. A nivel agregado, Acemoglu y Restrepo (2019) encontraron que la desaceleración de la generación de empleo en los Estados Unidos en las últimas décadas se debía a una aceleración de la sustitución tecnológica y una desaceleración de los efectos compensatorios basados en el surgimiento de nuevas tareas a raíz de un menor aumento de la productividad" (CEPAL, 2021b: 189).

de reserva y que tenga efectos regresivos sobre la distribución del ingreso. Por último, la ampliación de la población desempleada y la simplificación de las labores que resultan de la automatización por la incorporación de las nuevas tecnologías generan las condiciones para abaratar aún más la fuerza de trabajo y para agudizar el impulso de lxs capitalistas que operan en la región por pagar la fuerza de trabajo por debajo de su valor.

Algunos estudios ya documentan que el uso de nuevas tecnologías como la IA tiene un impacto negativo sobre el nivel de empleo y el salario en América Latina; también muestran que las mujeres, personas adultas mayores y poblaciones racializadas son más vulnerables y perjudicadas por la automatización (Ripani *et al.*, 2020). Otros estudios sugieren que el riesgo de sustitución tecnológica de la fuerza de trabajo es mayor en países como México o Brasil, donde las actividades con productividad alta y media tienen una mayor importancia relativa (Weller, Gontero y Campbell, 2019). Asimismo, se ha documentado que una particularidad de las economías de la región es que las actividades informales y de baja productividad son menos propensas a incorporar el cambio tecnológico y, por tanto, menos afectadas por este.

Las nuevas tecnologías afectan las condiciones laborales en Latinoamérica no solo cuando se adoptan directamente en la región; también impactan en las condiciones de trabajo cuando se usan en otros países, a través del comercio internacional (Kugler *et al.*, 2020). Asimismo, el impacto de la adopción de las nuevas tecnologías será diferenciado entre países según la manera en que participen de la división internacional del trabajo y las redes mundiales de producción.

Así, la implementación de la IA puede conducir a una mayor explotación de la fuerza de trabajo, de dos maneras simultáneas. En primer lugar, en las empresas que incorporan esta tecnología de vanguardia, mediante un aumento en la productividad e intensidad del proceso de trabajo, que se traduce en la producción de plusvalor extraordinario y en una tasa de plusvalor más elevada. En el capitalismo dependiente, la producción de plusvalor extraordinario se basa en la incorporación de tecnologías producidas en el exterior y suele concentrarse en las actividades

más dinámicas, donde predominan el gran capital transnacional y el capital nacional asociado con el extranjero.[77]

En segundo lugar, la explotación de la fuerza de trabajo también aumenta en las empresas tecnológicamente rezagadas, mediante el incremento en la intensidad y duración de la jornada laboral, así como por el pago de salarios inferiores al valor de la fuerza de trabajo. Lxs capitalistas con condiciones tecnológicas atrasadas recurren a la superexplotación de la fuerza de trabajo y a la "explotación ilimitada de fuerzas de trabajo baratas" para compensar las transferencias de plusvalor, contrabalancear los efectos de su menor productividad frente a los capitales que incorporan las nuevas tecnologías y para aumentar su producción y apropiación de valor (Marini, 1979).[78]

Paradójicamente, a la par que la adopción de la IA tendrá un impacto negativo sobre el empleo y los salarios, el bajo nivel salarial en los países de la región puede ser un obstáculo para la implementación de esta tecnología en algunas funciones e industrias, pues su uso podría incluso encarecer la producción.[79] En un informe del Banco Interamericano de Desarrollo (BID) se reconoce que la adopción las nuevas tecnologías en América Latina, entre las que se encuentra la IA, será lenta y parcial debido a que "cuanto más barata es la mano de obra y más costosas las máquinas, menos incentivos hay para automatizar tareas" (Ripani *et al.*, 2020: 13). En el informe del BID se plantea un ejemplo que ilustra con

77 Al respecto, Diógenes Breda considera que "en los países dependientes el plusvalor extraordinario no es un fenómeno derivado del desarrollo de las fuerzas productivas a nivel interno, sino que se concentra en los sectores de capital extranjero o asociaciones de capital nacional y foráneo: es por tanto, dependiente tecnológicamente del capitalismo central" (Breda, 2015: 85).

78 Para Marx, tras la incorporación de mejoras tecnológicas por parte de otros capitales, "la explotación ilimitada de fuerzas de trabajo baratas constituye el único fundamento de su capacidad de competir" [del capitalista que no incorporó los nuevos métodos de producción] (Marx, 2011, t. I, vol. 2: 579). En el mismo sentido, Marx apuntaba sobre el uso de la maquinaria y la competencia intercapitalista: "además de la rivalidad que esa lucha provoca en cuanto al uso de la maquinaria perfeccionada, sustitutiva de fuerza de trabajo, y a la aplicación de nuevos métodos de producción, se llega siempre a un punto en que se procura abaratar la mercancía mediante la reducción violenta del salario por debajo del valor de la fuerza de trabajo" (Marx, 2011, t. i, vol. 2: 551).

79 "La caída del salario por debajo del valor de la fuerza de trabajo impide el uso de la maquinaria y lo hace superfluo" (Marx, 2011, t. i, vol. 2: 479).

claridad la manera en que los bajos salarios que prevalecen en los países de América Latina obstaculizan la adopción de las nuevas tecnologías: "ya existe un robot obrero capaz de colocar mil ladrillos por hora, pero con lo que una empresa necesitaría invertir para comprar esta máquina (400,000 dólares), podría pagar el sueldo de 10 albañiles durante 10 años seguidos en un país como México" (Ripani *et al.*, 2020: 13). Así, aun cuando es tecnológicamente factible sustituir a lxs trabajadorxs mediante la incorporación de nuevas tecnologías, el nivel de los salarios actúa como un obstáculo que impide o lentifica su adopción.

Conviene insistir en que la reproducción del capital basada en la superexplotación de la fuerza de trabajo obstaculiza el desarrollo endógeno y orgánico de las fuerzas productivas. En el capitalismo dependiente, "el aguijón productivista que caracteriza al capitalismo en general se ve mermado, al poder mantener ganancias el capital por la apropiación de parte del fondo de consumo de los trabajadores" (Osorio, 2016: 34). Las clases dominantes de los países dependientes tienen pocas razones objetivas para impulsar el desarrollo científico-tecnológico. Les basta con adquirir tecnología extranjera y elevar la masa de valor producida y apropiada mediante la superexplotación de la fuerza de trabajo. Por tanto, el impulso "progresista" del capitalismo como sistema histórico consistente en desarrollar la tecnología para elevar la productividad se ve atenuado o mutilado en el capitalismo dependiente.

Mención aparte merece el uso de las plataformas digitales en los procesos de trabajo. El surgimiento de las plataformas digitales como modelo de negocios ha dado lugar a un nuevo paradigma de organización de la producción, conceptualizado por Nick Srnicek (2018) como *capitalismo de plataformas*. Según Srnicek, las plataformas constituyen el tipo de empresa característico del capitalismo contemporáneo, cuyo rol consiste en posicionarse como intermediarias entre distintos grupos de usuarios –trabajadores, consumidores, anunciantes, proveedores– y, sobre esa base, extraer, controlar y monetizar los datos generados por sus interacciones. Este modelo se sostiene en la llamada gestión algorítmica del trabajo: un conjunto de procedimientos mediante los cuales tareas antes desempeñadas por supervisores humanos –la asignación de tareas, la evaluación del desempeño, la fijación de incentivos y sanciones, e incluso el despido– se delegan a sistemas automatizados que operan con base en el procesamiento de datos en tiempo real. De este modo,

las plataformas digitales permiten a las empresas gestionar a distancia fuerzas de trabajo dispersas, coordinando y disciplinando a miles de trabajadores sin los costos ni las mediaciones institucionales que caracterizaron a la relación capital-trabajo durante la segunda mitad del siglo XX, principalmente en Europa occidental (Radetich, 2022).

En los países dependientes, la "plataformización del trabajo" en actividades como la movilidad, el reparto de alimentos o la mensajería ha permitido reconfigurar y profundizar la superexplotación en sus distintos mecanismos: prolongando las jornadas laborales, intensificando los procesos de trabajo y pagando salarios inferiores al valor de la fuerza de trabajo, todo ello bajo la ilusión de tener autonomía de decisión sobre los tiempos y de ser su propio patrón. Conviene subrayar que, en este caso, los sistemas tecnológicos importados desde los países dominantes no están diseñados para reemplazar la fuerza de trabajo, sino para redefinir su control, redoblar su explotación y precarizar sus condiciones laborales: aplicaciones como Uber, DiDi o Rappi tienen por finalidad reorganizar, precarizar y superexplotar a lxs trabajadorxs de manera más eficiente mediante la gestión algorítmica. La dependencia tecnológica contemporánea adquiere así una capa adicional de complejidad: además de vender maquinaria y equipo a los capitales en los países periféricos, el capital extranjero exporta tecnologías de control algorítmico como mecanismos para extraer plusvalor de una fuerza de trabajo que permanece físicamente en la periferia. Se configura, de este modo, una modalidad renovada de la dependencia tecnológica, en la que las tecnologías digitales y la IA agudizan tanto la explotación como las transferencias de valor hacia los países dominantes.

En suma, aun cuando las aplicaciones de la IA tenderán a extenderse en América Latina, esto sucederá en las condiciones descritas: de manera desigual entre países y heterogénea en las distintas actividades; ninguno de los componentes esenciales es producido en la región; las tecnologías más avanzadas, resultantes de procesos de producción con alta composición de capital, deben ser importadas masivamente, lo que conlleva múltiples formas de transferencias de plusvalor; el proceso es controlado en todos sus ámbitos clave –desde la producción de microprocesadores y el software especializado, hasta la extracción de datos y el procesamiento en los centros de cómputo en la nube– por el gran capital

estadounidense; la adopción de la IA conducirá a una mayor explotación y exclusión de lxs trabajadorxs latinoamericanxs.

Como es propio del capitalismo dependiente, las contradicciones inherentes a la producción capitalista se exacerban al límite. En las condiciones existentes, la adopción de la IA en América Latina traerá consigo una profundización del patrón de reproducción excluyente que da la espalda a las necesidades de la población y se organiza en torno a los requerimientos del gran capital nacional y extranjero.

Conclusiones

I

En la IA, el conocimiento social como fuerza productiva inmediata ha alcanzado su grado más alto y su forma más compleja. Con esta, la objetivación de las capacidades humanas en los dispositivos tecnológicos –esos "órganos de la actividad humana" a través de los cuales se multiplica la capacidad productiva del trabajo social (Marx, 2011, t. I, vol. 1: 217)– alcanza ámbitos que hasta ahora habían permanecido inaprehensibles: los sistemas de IA son los primeros sistemas tecnológicos en los cuales se ha objetivado la capacidad de mejoramiento adaptativo de sus capacidades por encima de aquellas con que fueron producidos inicialmente. A diferencia de los sistemas tecnológicos previos, la IA representa un avance en la automatización y un salto en la capacidad de mejoramiento autónomo y adaptativo de sus funciones.

II

Como toda tecnología, la IA es un producto social en el cual se materializan determinadas relaciones sociales, intereses y objetivos históricamente determinados. La relación social preponderante –entre algunas otras relaciones en juego– que determina la configuración actual de la IA y sus usos posibles es la relación social capitalista. La IA *es un producto de* y *se encuentra subsumida a* la lógica del capital: a la necesidad de valorizar el valor y de incorporar los avances de la ciencia en el proceso de acumulación para la producción de plusvalor extraordinario y la apropiación de ganancias extraordinarias. La IA se inscribe en la modernidad capitalista y reproduce en escala ampliada las relaciones de explotación y dominio que la constituyen.

III

La importancia de la IA radica, además, en que al ser simultáneamente una tecnología genérica y una tecnología de vanguardia, es un motor en el desarrollo de las fuerzas productivas. De esa manera, tiende a reconfigurar las modalidades materiales y sociales del proceso de acumulación, así como a redefinir los límites históricos de apropiación de valor y de subsunción de la vida social bajo el capital.

IV

La IA es resultado de una vasta y compleja materialidad. Aun cuando en algunas de sus aplicaciones parece una inteligencia incorpórea –como en Siri de Apple o Alexa de Amazon– y aunque el discurso corporativo se refiere a esta como si se tratara de algo etéreo –por ejemplo, con las referencias a la "nube"–, su funcionamiento solo es posible por el despliegue de una megamáquina de escala planetaria. En cada uno de los procesos necesarios para que pueda operar –desde la producción de los microchips hasta su desecho, pasando por la extracción, almacenamiento y procesamiento de datos–, la IA implica un uso intensivo de materia y energía, así como su transformación mediante procesos de trabajo y de producción. Su soporte material comprende tanto infraestructuras de procesamiento, chips, cables submarinos de fibra óptica, sensores y teléfonos móviles, como ingentes masas de trabajadorxs desplegadxs por todo el mundo.

V

La IA es resultado de la socialización objetiva de los procesos de trabajo más compleja y de mayor escala en la historia. La IA es una fuerza objetivada del conocimiento y del trabajo social; es un producto de las capacidades del "trabajador colectivo". Esta tecnología es subsidiaria y dependiente de las capacidades humanas. Su puesta en funcionamiento resulta tanto de los saberes y los procesos de producción más calificados y especializados que existen –la producción de microprocesadores

especializados cuyos transistores miden 3 nanómetros, el diseño de métodos de procesamiento de datos que pueden modificar autónomamente sus parámetros, entre otros–, como de algunos procesos de trabajo extenuantes –como la minería de cobalto–, que provocan la muerte prematura de quienes los realizan –por ejemplo, la minería de estaño en Indonesia– y de procesos de trabajo simples y tediosos –como el etiquetado de objetos en fotografías. La IA en su forma actual y las potencialidades que representa para la automatización solo son posibles por la convergencia de estos procesos de trabajo, tan disímiles en términos materiales y sociales.

A la vez que la IA supone importantes potencialidades y avances para la automatización, involucra la socialización objetiva de procesos de trabajo heterogéneos y en escala planetaria. Captar este doble movimiento –por un lado, inéditas capacidades para la automatización del trabajo; por otro, socialización objetiva de una miríada de procesos de trabajo heterogéneos– permite matizar las afirmaciones según las cuales la IA trae consigo el "fin del trabajo".

En consecuencia, a contrapelo de lo que las narrativas dominantes sobre esta tecnología señalan, la IA no es inmaterial y es subsidiaria de las capacidades físicas e intelectuales del "trabajador colectivo".

VI

Los datos digitales son una condición fundamental para la incesante ampliación y mejoramiento de las capacidades de los sistemas de IA. Los datos son a la vez condición y resultado del funcionamiento de dichos sistemas. Las tecnologías digitales permiten registrar de manera cada vez más detallada en forma de datos digitales información estratégica sobre el mundo físico y las prácticas sociales para la reproducción del capitalismo. Lejos de ser una representación neutral del mundo, los datos digitales son una abstracción y reducción de los contenidos cualitativos de la existencia a código binario para hacerlos conmensurables, computables e instrumentalizables. Todo aquello que es relevante para la reproducción del capitalismo tiende a ser traducido en forma de datos con el objetivo de ser útil para maximizar la valorización y la concentración en el ejercicio del poder. La "datificación" del

mundo propia del capitalismo digital, que alcanza su forma más acabada con la IA, se asemeja a la lógica del trabajo abstracto descrita por Karl Marx: tiende a reducir todos los contenidos concretos de las existencias a una abstracción indiferenciada, autorreferencial y con un permanente impulso expansivo.

VII

Dos dinámicas de funcionamiento características del uso capitalista de las tecnologías digitales son los llamados "efectos de red" y las economías de escala. Si bien estas dos dinámicas no son exclusivas de la IA, se exacerban con ella. Como los he definido aquí, los efectos de red se refieren a la capacidad concentrada en las corporaciones tecnológicas –específicamente, en las plataformas digitales– para extraer datos, procesarlos, usarlos para que sus sistemas de IA mejoren paulatinamente su desempeño, ofrezcan productos y servicios de mejor calidad, atraigan más usuarixs y de esa manera aumenten sus ganancias. Por otra parte, hay dos tipos de economías de escala de gran relevancia para la IA: 1) en la inversión en las infraestructuras de cómputo –los centros de datos– necesarias para soportar el procesamiento de grandes volúmenes de datos; y 2) las economías de escala en investigación y desarrollo. Los efectos de red y las economías de escala se conjugan en una espiral que refuerza el liderazgo de ciertas empresas y lo fortalece constantemente. Ambas dinámicas conducen a una situación en la cual las capacidades para la implementación de la IA están altamente concentradas en unas pocas corporaciones. Ambas características llevan a que las corporaciones líderes en IA centralicen los medios para la obtención de ganancias y afiancen su dominio sobre esa tecnología. La concentración de las capacidades de IA en un puñado de corporaciones no es un resultado anómalo, sino consustancial a la forma en que se organiza socialmente el uso de esta tecnología en el capitalismo contemporáneo.

VIII

Las características distintivas de la implementación de la IA en la actualidad son heterogeneidad, concentración, polarización y jerarquía. Las actividades económicas y empresas mejor posicionados para la adopción de la IA son aquellos con mayor complejidad tecnológica y donde la digitalización se encuentra más avanzada; la implementación de la IA tiene como base esta heterogeneidad preexistente y la amplifica. Por otra parte, debido a los elevados costos vinculados a su implementación, los usos más complejos y rentables de la IA están concentrados en los grandes capitales. La concentración de la adopción de la IA tiende a ampliar la brecha de productividad y competitividad existente entre empresas e industrias, así como a generar las condiciones para la apropiación de ganancias extraordinarias y rentas tecnológicas. Dicho de otro modo, su implementación sumamente concentrada tiende a conformar archipiélagos de alta productividad y apropiación de ganancias extraordinarias en un mar de capitales poco productivos, con bajo dinamismo y exigua rentabilidad. Con la monopolización de las capacidades de desarrollo de las fuerzas productivas y de los medios para la apropiación de ganancias extraordinarias, la heterogeneidad, concentración y polarización refuerzan las jerarquías y desigualdades existentes entre empresas, industrias y países, al tiempo que construyen nuevas asimetrías de poder. En su conjunto, estas características de la IA tienden a consolidar la posición de las grandes corporaciones y sirven como una palanca para la centralización del capital.

IX

Por las características de su implementación, la capacidad de la IA para dinamizar la acumulación y para apuntalar la rentabilidad en el conjunto del sistema es limitada, a pesar de su carácter genérico y de sus grandes potencialidades para la automatización. En estas circunstancias, lejos de servir como una base tecnológica que ofrezca posibilidades de solución ante las mayores contradicciones a las que se enfrenta el capitalismo contemporáneo, las complejiza y agudiza: la sobreacumulación de capital, la baja rentabilidad de la mayoría de los capitales, el bajo dinamismo de la acumulación, la incapacidad estructural para incorporar

al empleo asalariado a la mayoría de la población trabajadora, las dificultades para la realización de las mercancías, entre otras. Mientras la adopción de la IA no se difunda y no modifique las condiciones materiales y sociales de la producción del conjunto de los capitales, el resultado de su uso altamente concentrado será la apropiación de ganancias extraordinarias, mas no un impulso a la productividad agregada y a la rentabilidad general.

X

La producción estratégica de las bases técnicas para el funcionamiento de los sistemas de IA –en especial de los microprocesadores y de los métodos de procesamiento de datos con aprendizaje automático– y la capacidad de innovación en esta tecnología están muy concentradas en unas pocas corporaciones, con sede en pocos Estados-nación. La posición de liderazgo de las corporaciones que se ubican en la vanguardia de la innovación e implementación de la IA es la base que les permite definir las características generales del patrón tecnológico vigente y apropiarse de ganancias extraordinarias. La vanguardia tecnológica y el liderazgo económico de los capitales son afianzados por los Estados –que sirven como punta de lanza y sostén de las condiciones de acumulación de aquellos–, al tiempo que el liderazgo económico de los capitales es uno de los pilares de la posición hegemónica en el sistema mundial.

XI

En América Latina, las características de adopción de la IA antes mencionadas –heterogeneidad, concentración, polarización y jerarquía– son aún más acentuadas. El hecho de que América Latina no participe de manera significativa de la producción de las tecnologías de vanguardia que están en la base del funcionamiento de la IA la lleva a ser una región crónicamente importadora, lo que agudiza las transferencias de valor hacia el exterior bajo la forma de intercambio desigual,

repatriación de ganancias de la inversión extranjera directa, pago por el uso de propiedad intelectual, entre otras.

Los medios de producción e infraestructuras necesarios para la implementación de la IA son controlados por las grandes corporaciones estadounidenses de tecnologías digitales –Amazon, Alphabet, Microsoft–, mientras que su implementación se concentra en el gran capital nacional y transnacional que controla las actividades que operan como ejes de la acumulación –actividades acotadas, cuyo espacio más importante y dinámico de realización es el mercado externo. La adopción de la IA profundiza la heterogeneidad productiva existente en América Latina y acentúa los rasgos más polarizantes y excluyentes del patrón de reproducción del capital vigente en la región.

La IA genera nuevas y más agudas formas de dependencia al dar una vuelta de tuerca adicional a las determinaciones generales del capitalismo dependiente y reconfigurarlas: las transferencias de plusvalor hacia el exterior; la superexplotación de la fuerza de trabajo; y la ruptura en el ciclo del capital.

XII

Al constatar que son las empresas tecnológicas del llamado Norte Global las que controlan los componentes clave del "ecosistema digital", algunxs autorxs afirman que nos encontramos ante la conformación de un "colonialismo digital". Estxs autorxs tienen razón al señalar que las corporaciones transnacionales con sede en Estados Unidos y –en menor medida– en China detentan la propiedad y control de los elementos estratégicos y las infraestructuras clave para el funcionamiento del capitalismo digital. No obstante, al hablar sobre colonialismo digital, se desdibuja lo peculiar de la situación colonial, se diluye la responsabilidad de las clases dominantes sobre la forma que asume la reproducción del capitalismo en los países dependientes y, sobre todo, se pierde de vista lo específico de las formas de apropiación características del capitalismo contemporáneo –en particular, de las ganancias extraordinarias y las rentas tecnológicas.

Mientras que en el colonialismo la apropiación de valor tiene su fundamento en la dominación política y militar directa sobre territorios que no son formalmente independientes, en la situación de dependencia la apropiación de valor y plusvalor se lleva a cabo ante todo a través de procesos y relaciones económicos entre capitales y Estados en el mercado mundial. Por ello, para dar cuenta de la especificidad de las formas de explotación y apropiación en el capitalismo contemporáneo, así como de las renovadas formas de dominio que emergen y del uso de la tecnología como un medio de construcción de jerarquías, resulta más adecuado hablar de *dependencia tecnológica* en el marco del capitalismo digital.

XIII

La IA pone claramente de relieve el carácter contradictorio de la modernidad capitalista y muestra que bajo esta forma de organización de la vida social todo "progreso" tiene como su contracara la destrucción y la barbarie: el capitalismo alcanza su máxima realización tecnológica y esta misma socava las condiciones para la acumulación; la IA es la realización más avanzada de las tendencias del desarrollo capitalista y agudiza sus contradicciones inherentes; su puesta en funcionamiento depende de la socialización objetiva del proceso de trabajo en escala planetaria pero su resultado es una inédita privatización y polarización de la riqueza social; potencia la capacidad de producción de riqueza y trae consigo mayor explotación y exclusión.

Bibliografía

Abraham, Yuval (2024), "'Lavender': The AI machine directing Israel's bombing spree in Gaza", *+972 Magazine*, 3 de abril, https://www.972mag.com/lavender-ai-israeli-army-gaza/.

Acemoglu, Daron y Pascual Restrepo (2017), "Robots and jobs: evidence from US labor markets", *NBER Working Paper,* Nº 23285, Cambridge, National Bureau of Economic Research (NBER).

Acemoglu, Daron y Pascual Restrepo (2019), "Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor", *NBER Working Paper, Nº 25684*, Cambridge, National Bureau of Economic Research (NBER).

Acemoglu, Daron y Simon Johnson (2024), *Poder y progreso. Nuestra lucha milenaria por la tecnología y la prosperidad* (trad. Alexandre Casanovas), México, Crítica.

Agrawal, Ajay, Joshua Gans y Avi Goldfarb (2018), *Prediction Machines. The Simple Economics of Artificial Intelligence*, Boston, Harvard Business Review Press.

Agrawal, Ajay, Joshua Gans y Avi Goldfarb (eds.) (2019), *The Economics of Artificial Intelligence: an Agenda*, Chicago, National Bureau of Economic Research – University of Chicago Press.

Amazon Staff (2024), "Amazon and Anthropic deepen strategic collaboration", *Amazon*, 22 de noviembre, https://www.aboutamazon.com/news/aws/amazon-invests-additional-4-billion-anthropic-ai.

Banerjee, Ishan y Matt Sheehan (2020), "America's Got AI Talent: US' Big Lead in AI Research Is Built on Importing Researchers", *MacroPolo*, https://macropolo.org/americas-got-ai-talent-us-big-lead-in-ai-research-is-built-on-importing-researchers/?rp=e.

Barratt, Luke y Costanza Gambarini (2025), "Revealed: Big tech's new datacentres will take water from the world's driest areas", *The Guardian*, 9 de abril, https://www.theguardian.com/environment/2025/apr/09/big-tech-datacentres-water.

Bender, Emily M., Timnit Gebru, Angelina McMillan-Major, Margaret Mitchell (2021), "On the Dangers of Stochastic Parrots: Can Language Models Be Too Big?", *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, Nueva York, Association for Computing Machinery, pp. 610–623.

Benjamin, Walter (2008), *Tesis sobre la historia y otros fragmentos* (trad. Bolívar Echeverría), México, Ítaca.

Bernal, John D. (1946 [1939]), *The Social Function of Science*, Londres, John Routledge & Sons, https://ia601501.us.archive.org/30/items/in.ernet.dli.2015.188098/2015.188098.The-Social-Function-Of-Science.pdf.

Bratton, Benjamin (2015), *The Stack. On Software and Sovereignty*, Cambridge (MA), MIT Press.

Braudel, Fernand (1980), *La historia y las ciencias sociales* (trad. Josefina Gómez Mendoza), Madrid, Alianza.

Braverman, Harry (1981), *Trabajo y capital monopolista* (trad. Gerardo Davila), México, Nuestro Tiempo.

Bresnahan, Timothy F. y Manuel Trajtenberg (1995), "General purpose technologies. 'Engines of growth'?", *Journal of Econometrics*, vol. 65(1), enero, pp. 83-108.

Bringsjord, Selmer y Naveen Sundar Govindarajulu (2019), "Artificial Intelligence", *The Stanford Encyclopedia of Philosophy* (Winter 2019 Edition), Edward N. Zalta (ed.), https://plato.stanford.edu/entries/artificial-intelligence/

Brynjolfsson, Erik y Andrew McAfee (2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies,* W. W. Norton, Nueva York.

Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock y Chad Syverson (2019), "Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics", en Ajay Agrawal, Joshua Gans y Avi Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence. An Agenda*, The University of Chicago Press, Chicago.

Buchanan, Bruce G. (2006), "A (very) brief history of artificial intelligence", *AI Magazine*, 26(4):53-60, Winter.

Cahn, David (2024), "AI's $600B Question", *Sequoia Capital,* 20 de junio, https://www.sequoiacap.com/article/ais-600b-question/.

Carroll, Mickey (2025), "Meta to build world's longest undersea cable", *Sky News*, 18 de febrero, https://news.sky.com/story/meta-to-build-worlds-longest-undersea-cable-13311761.

Ceceña, Ana Esther (1990), "Sobre las diferentes modalidades de internacionalización del capital", *Problemas del desarrollo. Revista latinoamericana de economía,* vol. XXI, núm. 81, IIEc-UNAM, abril-junio, pp. 15-40.

Ceceña, Ana Esther (1995), "El núcleo estratégico de la producción y las relaciones Estado-mercado", en *La internacionalización del capital y sus fronteras tecnológicas,* Ediciones El Caballito, México.

Ceceña, Ana Esther (1998a), "Superioridad tecnológica, competencia y hegemonía", en *La tecnología como instrumento de poder,* IIEc – DGAPA – El Caballito, México.

Ceceña, Ana Esther (1998b), "Proceso de automatización y creación de equivalentes generales tecnológicos", en *La tecnología como instrumento de poder,* IIEc – DGAPA – El Caballito, México.

Ceceña, Ana Esther y Andrés Barreda (1995), "La producción estratégica como sustento de la hegemonía mundial. Aproximación metodológica", *Producción estratégica y hegemonía mundial,* México, Siglo XXI.

Ceceña, Ana Esther, Leticia Palma y Édgar Amador (1995), "La electroinformática: núcleo y vanguardia del desarrollo de las fuerzas productivas", en *Producción estratégica y hegemonía mundial,* Siglo XXI, México.

Center for Research on Foundation Models (2021), "On the Opportunities and Risks of Foundation Models", Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence (HAI), https://crfm.stanford.edu/report.html.

Chace, Calum (2018), *Artificial intelligence and the two singularities,* Boca Raton (Florida), CRC Press.

Chen, Zhisheng (2023), "Ethics and discrimination in artificial intelligence-enabled recruitment practices", en *Humanities and Social Sciences Communications,* vol. 10, https://doi.org/10.1057/s41599-023-02079-x.

Cisco (s.f.), "What is 5G vs 4G?", *Cisco,* https://www.cisco.com/site/us/en/learn/topics/networking/5g-vs-4g.html.

Comisión económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2021a), *Datos y hechos sobre la transformación digital,* Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Comisión económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) (2021b), *Estudio económico de América Latina y el Caribe, 2021,* Comisión Económica para América Latina y el Caribe, Santiago.

Cook, Jodie (2024), "The 6 Highest Paying Jobs In AI In 2024 (Average Salaries Revealed)", *Forbes*, 10 de julio, https://www.forbes.com/sites/jodiecook/2024/07/10/the-6-highest-paying-jobs-in-ai-in-2024-average-salaries-revealed/.

Correa, Felipe, Valentina Leiva y Giovanni Stumpo (2018), "Mipymes y heterogeneidad estructural en América Latina", *Mipymes en América Latina. Un frágil desempeño y nuevos desafíos para las políticas de fomento*, Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Couldry, Nick y Ulises A. Mejias (2019), *The costs of connection: how data is colonizing human life and appropriating it for capitalism*, Stanford (CA), Stanford University Press.

Crawford, Kate (2022), *Atlas de inteligencia artificial. Poder, política y costos planetarios* (trad. Francisco Díaz Klaassen), Buenos Aires, Fondo de Cultura Económica.

Crawford, Kate y Vladan Joler (2018), "Anatomy of an AI System. The Amazon Echo as an anatomical map of human labor, data and planetary resources", *Anatomy of AI*, https://anatomyof.ai/.

Crossa, Mateo y Cristóbal Reyes (2025), "'Technofeudalism' and 'Intellectual Monopoly Capitalism': A Critical Review", *Review of Radical Political Economics* https://doi.org/10.1177/04866134251391533.

Cusumano, Michel A. (2010), "Cloud Computing and SaaS as New Computing Platforms", *Communications of the ACM*, Vol. 53, No. 4, Association for Computing Machinery, https://dl.acm.org/doi/10.1145/1721654.1721667.

Davidson, Helen y Chi-hui Lin (2024), "How Taiwan secured semiconductor supremacy – and why it won't give it up", *The Guardian*, 19 de julio, https://www.theguardian.com/world/article/2024/jul/19/taiwan-semiconductor-industry-booming.

Davies, Rob (2018), "Apple becomes world's first trillion-dollar company", *The Guardian,* 2 de agosto, https://www.theguardian.com/technology/2018/aug/02/apple-becomes-worlds-first-trillion-dollar-company.

Delgado, Raúl (2017), "Claves para descifrar el sistema imperial de innovación comandado por Estados Unidos", *Estudios Críticos del Desarrollo*, Vol. VII, No. 12, pp. 123-152.

Dos Santos, Theotonio (1979), "La tecnología y la reestructuración capitalista: opciones para América Latina", *Comercio Exterior*, Vol. 29, No. 12, México, diciembre, pp. 1361-1370.

Dreyfus, Hubert L. (1972), *What Computers Can't Do. A critique of Artificial Reason*, Nueva York, Harper and Row.

Dreyfus, Hubert L., y Dreyfus, Stuart E. (1988), "Making a Mind versus Modeling the Brain: Artificial Intelligence Back at a Branchpoint", *Daedalus,* Vol. 117, No. 1, pp. 15–43, http://www.jstor.org/stable/20025137.

Durand, Cédric (2023), *Tecnofeudalismo. Crítica de la economía digital* (trad. Víctor Goldstein), Buenos Aires, La Cebra – Kaxilda.

DW Insights (2024), "AI's Role in Oil and Gas Exploration", *DW Energy Group*, 23 de septiembre, https://www.dwenergygroup.com/ais-role-in-oil-and-gas-exploration/.

Dyer-Witheford, Nick y Alessandra Mularoni (2025), *Cybernetic Circulation Compex,* Londres, Verso.

Echeberría, Raúl (2020), "Infraestructura de Internet en América Latina: puntos de intercambio de tráfico, redes de distribución de contenido, cables submarinos y centros de datos", serie *Desarrollo Productivo*, No. 226.

Echeverría, Bolívar (2005), "'Renta tecnológica' y capitalismo histórico", en *Mundo Siglo XXI*, vol. I, n°. 2, México, pp. 17-20.

Eloundou, Tyna, Sam Manning, Pamela Mishkin y Daniel Rock (2023), "GPTs are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models", *arXiv*, agosto, https://arxiv.org/abs/2303.10130.

European Parliament (2021), *Health impact of 5G*, European Parliamentary Research Service, Scientific Foresight Unit, July, https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2021/690012/EPRS_STU(2021)690012_EN.pdf.

Fajnzylber, Fernando (1990), "Industrialización en América Latina: de la 'caja negra' al 'casillero vacío': comparación de patrones contemporáneos de industrialización", *Cuadernos de la CEPAL*, Naciones Unidas – Comisión Económica para América Latina y el Caribe, Santiago.

Filippo, Agustín, Carlos Guaipatín, Lucas Navarro y Federico Wyss (2022), *Semiconductor Value Chain: Structure and Prospects for the New Global Scenario*, Inter-American Development Bank, Washington, D.C.

Friis, Karsten y Olav Lysne (2021), "Huawei, 5G and Security: Technological Limitations and Political Responses", *Development and Change*, No. 52, pp. 1174-1195, https://doi.org/10.1111/dech.12680.

García Veiga, Josué y Lorena Sánchez Preciado (2022), "Aplicación de dispositivos digitales para vigilar, enfrentar y controlar la pandemia de COVID-19 en 2020", *Oxímora. Revista Internacional De Ética Y Política,* No. 20, pp. 117–140. https://doi.org/10.1344/oxi.2022.i20.37072.

Gardizy, Anissa (2024), "OpenAI Discusses AI Data Center That Could Cost $100 Billion", *The Information*, 13 de noviembre, https://www.theinformation.com/briefings/openai-discusses-ai-data-center-that-could-cost-100-billion-with-u-s-government.

Gervasi, Phil (2023), "Diving Deep into Submarine Cables: The Undersea Lifelines of Internet Connectivity", *Kentik*, 28 de marzo, https://www.kentik.com/blog/diving-deep-into-submarine-cables-undersea-lifelines-of-internet-connectivity/.

Gitelman, Lisa y Virginia Jackson (2013), "Introduction", *"Raw data" is an oxymoron,* MIT Press, Cambridge (MA).

Goldman Sachs (2023), "The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth", *Goldman Sachs Publishing*, 26 de marzo, https://www.gspublishing.com/content/research/en/reports/2023/03/27/d64e052b-0f6e-45d7-967b-d7be35fabd16.html.

Goldman Sachs (2024), "Gen AI: too much spend, too little benefit?", *Top of Mind*, Issue 129, 25 de junio, https://www.goldmansachs.com/images/migrated/insights/pages/gs-research/gen-ai--too-much-spend,-too-little-benefit-/TOM_AI%202.0_ForRedaction.pdf.

Google (2025), *Environmental Report*, https://www.gstatic.com/gumdrop/sustainability/google-2025-environmental-report.pdf.

Gordon, Robert J. (2016), *The Rise and Fall of American Growth: The U.S. Standard of Living since the Civil War*, Princeton University Press, Nueva York.

Gorz, André (2009 [1973]), "La ideología social del automóvil" (trad. María Lebedev), en *Letras Libres*, no. 132, diciembre, pp. 14-19, https://letraslibres.com/wp-content/uploads/2016/05/pdf_art_14232_12591.pdf.

Grant, Nico y Kashmir Hill (2023), "Google's Photo App Still Can't Find Gorillas. And Neither Can Apple's", en *The New York Times*, 22 de mayo, https://www.nytimes.com/2023/05/22/technology/ai-photo-labels-google-apple.html

Gray, Mary L. y Siddharth Suri (2019), *Ghost Work. How Amazon, Google, and Uber Are Creating a New Global Underclass*, Boston, Harper Collins.

Greenpeace (2020), *Greenpeace Report: Oil in the Cloud*, Greenpeace, 19 de mayo, https://www.greenpeace.org/usa/oil-in-the-cloud/.

Gunder Frank, André (1974), *Lumpenburguesía: lumpendesarrollo*, Era, México.

Harvey, David (2016), *Guía de El capital de Marx. Libro segundo* (trad. Juanmari Madariaga), Akal, Madrid.

Heaven, Will Douglas (2020), "AI needs to face up to its invisible-worker problem", *MIT Technology Review*, 11 de diciembre, https://www.technologyreview.com/2020/12/11/1014081/ai-machine-learning-crowd-gig-worker-problem-amazon-mechanical-turk/.

Heim, Lennart, Markus Anderljung, Emma Bluemke y Robert Trager (2024), "Computing Power and the Governance of AI", *Centre for the Governance of AI*, 14 de febrero, https://www.governance.ai/analysis/computing-power-and-the-governance-of-ai.

Hobsbawm, Eric (2010), *Historia del siglo XX* (trad. Juan Faci, Jordi Ainaud y Carme Castells), Barcelona, Crítica.

Hodal, Kate (2012), "Death metal: tin mining in Indonesia", *The Guardian*, 23 de noviembre, https://www.theguardian.com/environment/2012/nov/23/tin-mining-indonesia-bangka.

Husson, Michel (2021), "Robotización, productividad y covid-19", *VientoSur,* no. 73, 1 de enero, https://vientosur.info/robotizacion-productividad-y-covid-19/.

International Energy Agency (IEA) (2025a), *Energy and AI*, World Energy Outlook Special Report, París, abril, https://www.iea.org/reports/energy-and-ai.

International Energy Agency (IEA) (2025b), "Energy and AI Observatory", *International Energy Agency*, https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-and-ai-observatory?tab=Energy+for+AI.

Isaac, Mike y Cade Metz (2025), "In Pursuit of Godlike Technology, Mark Zuckerberg Amps Up the A.I. Race", *The New York Times*, Nueva York, 27 de junio, https://www.nytimes.com/2025/06/27/technology/mark-zuckerberg-meta-ai.html.

Jagielski, David (2024), "Nvidia Is Dominating the Artificial Intelligence Chip Market, but Apple Has Been Securing Supply From Another Tech Giant", *Nasdaq*, 11 de agosto, https://www.nasdaq.com/articles/nvidia-dominating-artificial-intelligence-chip-market-apple-has-been-securing-supply.

Jahajeea, Jess Auerbach (2024), "Undersea cables for Africa's internet retrace history and leave digital gaps as they connect continents", *The Conversation*, 15 de marzo, https://theconversation.com/undersea-cables-for-africas-internet-retrace-history-and-leave-digital-gaps-as-they-connect-continents-225912.

Jain, Sunil y Prem K. Jain (2022), "5G Technology for healthcare and its health effects: Wonders, dangers, and diligence", *Journal of Family Medicine and Primary Care*, Vol. 11, No. 11, pp. 6683-6686, https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10041185/.

Kaplan, Andreas y Michael Haenlein (2019), "Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence", *Business Horizons*, no. 62, Indiana University, Elsevier, pp. 15-25, https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004.

Katz, Michael L. y Carl Shapiro (1985), "Network Externalities, Competition, and Compatibility", *The American Economic Review,* Vol. 75, No. 3, pp. 424–440. http://www.jstor.org/stable/1814809.

Katz, Raúl (2015), *El ecosistema y la economía digital en América Latina,* Madrid, Ariel – Fundación Telefónica – CEPAL – CAF.

Keegan, Jon y Alfred Ng (2021), "There's a Multibillion-Dollar Market for Your Phone's Location Data", *The Markup,* 30 de septiembre, https://themarkup.org/privacy/2021/09/30/theres-a-multibillion-dollar-market-for-your-phones-location-data.

Kelly, Kevin (2014), "The future of AI? Helping human beings think smarter", *Wired,* 3 de diciembre, https://www.wired.com/story/brain-power/.

Kerr, Dara (2024), "AI brings soaring emissions for Google and Microsoft, a major contributor to climate change", *NPR,* 12 de julio, https://www.npr.org/2024/07/12/g-s1-9545/ai-brings-soaring-emissions-for-google-and-microsoft-a-major-contributor-to-climate-change.

Kimball, Spencer (2024), "Big Oil wants to help Big Tech power artificial intelligence data centers", *CNBC,* 14 de diciembre, https://www.cnbc.com/2024/12/14/big-oil-wants-to-help-big-tech-power-artificial-intelligence-data-centers.html.

Kitchin, Rob y Gavin McArdle (2016), "What makes Big Data, Big Data? Exploring the ontological characteristics of 26 datasets", *Big Data & Society,* vol. 3, no. 1, https://doi.org/10.1177/2053951716631130.

Khan, Lina M. (2017), "Amazon's Antitrust Paradox", *Yale Law Journal,* Vol. 126, No. 3, pp. 710–805, https://yalelawjournal.org/pdf/e.710.Khan.805_zuvfyyeh.pdf.

Kottasová, Ivana, Billy Stockwell y Paul P. Murphy (2024), "Two undersea cables in Baltic Sea disrupted, sparking warnings of possible 'hybrid warfare'", *CNN,* 19 de noviembre, https://edition.cnn.com/2024/11/18/europe/undersea-cable-disrupted-germany-finland-intl.

Kugler, Adriana D., Maurice Kugler, Laura Ripani y Rodimiro Rodrigo (2020), "U.S. Robots and their Impacts in the Tropics: Evidence from Colombian Labor Markets", *NBER Working Paper Series,* Working Paper 28034, https://www.nber.org/papers/w28034.

Kwet, Michael (2019), "Digital colonialism: US empire and the new imperialism in the Global South", *Race & Class*, Vol. 60, No. 4, pp. 3-26.

Kwet, Michael (2021), "Data colonialism. The evolution of US empire", *TNI,* https://longreads.tni.org/digital-colonialism-the-evolution-of-us-empire.

Laney, Dough (2001), "3D Data Management: Controlling Data Volume, Velocity, and Variety", *META Group*, Stamford (CT), 6 de febrero, https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf.

LeCun, Yann, Yoshua Bengio y Geoffrey Hinton (2015), "Deep learning", *Nature*, 521, pp. 436–444, https://doi.org/10.1038/nature14539.

Lee, Kai-Fu (2018), *AI Superpowers: China, Silicon Valley, and the New World Order*, Houghton Mifflin Harcourt Publishing, Boston.

Lehdonvirta, Vili, Bóx Wú y Zoe Jay Hawkins (2024), "Compute North vs. Compute South: The Uneven Possibilities of Compute-based AI Governance Around the Globe", *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, Vol. 7, No. 1, pp. 828-838, https://doi.org/10.1609/aies.v7i1.31683.

Levy, Steven (2016), "How Google is Remaking Itself as a 'Machine Learning First' Company", *Wired*, 22 de junio, https://www.wired.com/2016/06/how-google-is-remaking-itself-as-a-machine-learning-first-company/.

Luscombe, Richard (2024), "Three Mile Island nuclear reactor to restart to power Microsoft AI operations", *The Guardian*, 20 de septiembre, https://www.theguardian.com/environment/2024/sep/20/three-mile-island-nuclear-plant-reopen-microsoft.

Lynch, Shana (2017), "Andrew Ng: Why AI Is the New Electricity", *Stanford Business Insights*, 11 de marzo, https://www.gsb.stanford.edu/insights/andrew-ng-why-ai-new-electricity.

Mandel, Ernest (1979), *El capitalismo tardío* (trad. Manuel Aguilar Mora), Era, México.

Marini, Ruy Mauro (1973), *Dialéctica de la dependencia*, México, Era.

Marini, Ruy Mauro (1979), "El ciclo del capital en la economía dependiente", *Mercado y dependencia*, México, Nueva Visión.

Markets and Markets (2024), "AI Chip Market Summary", *Markets and Markets*, agosto, https://www.marketsandmarkets.com/Market-Reports/artificial-intelligence-chipset-market-237558655.html.

Marx, Carlos y Federico Engels (1974), "Manifiesto del Partido Comunista", *Obras escogidas*, Vol. 1, Moscú, Progreso.

Marx, Karl (1971), *El capital. Libro I, capítulo VI (inédito). Resultados del proceso inmediato de producción* (trad. Pedro Scaron), México, Siglo XXI.

Marx, Karl (2011), *El capital*, varios tomos y volúmenes (trad. Pedro Scaron y León Mames), México, Siglo XXI.

Marx, Karl (2015), *Miseria de la filosofía*, México, Siglo XXI.

Marx, Karl (2016), *Elementos fundamentales para la crítica de la economía política (Grundrisse) 1857-1858*, vol. 2 (trad. Pedro Scaron), Siglo XXI, México.

Maslej, Nestor, Loredana Fattorini, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Katrina Ligett, Terah Lyons, James Manyika, Helen Ngo, Juan Carlos Niebles, Vanessa Parli, Yoav Shoham, Russell Wald, Jack Clark y Raymond Perrault (2023), *The AI Index 2023 Annual Report*, Institute for Human-Centered AI – Stanford University, Stanford (CA), https://aiindex.stanford.edu/wp-content/uploads/2023/04/HAI_AI-Index-Report_2023.pdf.

Maslej, Nestor, Loredana Fattorini, Raymond Perrault, Vanessa Parli, Anka Reuel, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Katrina Ligett, Terah Lyons, James Manyika, Juan Carlos Niebles, Yoav Shoham, Russell Wald, and Jack Clark (2024), *The AI Index 2024 Annual Report*, Institute for Human-Centered AI – Stanford University, Stanford (CA), https://hai-production.s3.amazonaws.com/files/hai_ai-index-report-2024-smaller2.pdf.

Mayor of London (s.f.), "Water Resources", https://www.london.gov.uk/programmes-strategies/environment-and-climate-change/climate-change/climate-adaptation/water-resources.

McCarthy, John, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester y Claude E. Shannon (1955), "A proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence", http://www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.

McElheran, Kristina, J. Frank Li, Erik Brynjolfsson, Zachary Kroff, Emin Dinlersoz, Lucia S. Foster y Nikolas Zolas (2023), "AI Adoption in America: Who, What, and Where", *NBER Working Paper Series*, Working Paper 31788, Cambridge (MA), octubre, https://www.nber.org/papers/w31788.

McKinsey & Company (2022), *The state of AI in 2022–and a half decade in review*, diciembre, https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2022-and-a-half-decade-in-review.

McKinsey & Company (2023), *The economic potential of generative AI: the next productivity frontier*, junio, https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier#/.

McKinsey Global Institute (2017), *Making it in America: Revitalizing the US manufacturing*, noviembre, https://www.mckinsey.com/~/media/McKinsey/Featured%20Insights/Americas/Making%20it%20in%20America%20Revitalizing%20US%20manufacturing/Making-it-in-America-Revitalizing-US-manufacturing-Executive-Summary.pdf.

Mensky, Martin, James Johnson y Amaury De Feydeau (2024), "Data center boom in Latin America calls for accelerating infrastructure investment", *White & Case*, 18 de noviembre, https://www.whitecase.com/insight-our-thinking/latin-america-focus-2024-data-center-infrastructure-investment.

Meredith, Sam (2025), "Meta and Google are laying a web of globe-spanning subsea cables. We found out what's involved", *CNBC*, 17 de julio, https://www.cnbc.com/2025/07/17/meta-and-google-are-laying-a-fast-growing-web-of-mega-subsea-cables.html.

Metz, Cade, Karen Weise y Mike Isaac (2024), "Nvidia's Big Tech Rivals Put Their Own A.I. Chips on the Table", *The New York Times*, Nueva York, 24 de enero, https://www.nytimes.com/2024/01/29/technology/ai-chips-nvidia-amazon-google-microsoft-meta.html.

Microsoft (2024), *2024 Environmental Sustainability Report. Data Fact Sheet*, https://cdn-dynmedia-1.microsoft.com/is/content/microsoftcorp/microsoft/msc/documents/presentations/CSR/2024-Environmental-Sustainability-Report-Data-Fact.pdf.

Minsky, Marvin (ed.) (1968), *Semantic Information Processing*, Cambridge (MA), mit Press.

Mordor Intelligence (2025), *South America Hyperscale Data Center Market Size & Share Analysis - Growth Trends and Forecast (2025-2031)*, Mordor Intelligence, https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/south-america-hyperscale-data-center-market.

Morozov, Evgeny (2016), *La locura del solucionismo tecnológico* (trad. Nancy Viviana Piñeiro), Buenos Aires, Katz.

Morozov, Evgeny (2022), "Crítica de la razón tecnofeudal", *New Left Review*, No. 133-134, pp. 99–140, https://newleftreview-org.translate.goog/issues/ii133/articles/evgeny-morozov-critique-of-techno-feudal-reason.

Moura Breda, Diógenes (2015), "Dependencia tecnológica y reproducción del capital: América Latina en el paradigma electroinformático", tesis de maestría, Posgrado en Estudios Latinoamericanos, UNAM.

Mozur, Paul Raymond Zhong y Aaron Krolik (2020), "In Coronavirus Fight, China Gives Citizens a Color Code, With Red Flags", *The New York Times*, 1 de marzo, https://www.nytimes.com/2020/03/01/business/china-coronavirus-surveillance.html.

Muldoon, James, Mark Graham y Callum Cant (2024), *Feeding the Machine. The Hidden Human Labor Powering A.I.*, Edinburgh, Canongate.

Mwema, Esther y Abeba Birhane (2024), "Undersea cables in Africa: The new frontiers of digital colonialism", *First Monday. Peer-Reviewed Journal on the Internet*, Vol. 29, No. 4, https://firstmonday.org/ojs/index.php/fm/article/view/13637.

Nadal, Alejandro (2020), "Pensar fuera de la caja: la economía mexicana y sus posibles alternativas", serie *Estudios y Perspectivas*, No. 182.

National Science Board y National Science Foundation (2022), "Production and Trade of Knowledge- and Technology-Intensive Industries", *Science and Engineering Indicators 2022*, Alexandria (VA), https://ncses.nsf.gov/pubs/nsb20226/.

National Science Foundation (NSF) (2018), *Science and Engineering Indicators 2018*, National Science Board, Alexandria (VA), https://www.nsf.gov/statistics/2018/nsb20181/report.

Ng, Andrew (2022), *Eye on A.I.* [episodio de podcast], https://open.spotify.com/episode/0lo6UdvIVUQr6H3pzTLRFb?si=c0be637b3cf043cf.

OpenAI (s.f.), "About", https://openai.com/about/. Consultado el 10 de enero de 2024.

Organization for Economic Cooperation and Development (OECD) (2019), *Artificial Intelligence in Society*, OECD Publishing, París, https://doi.org/10.1787/eedfee77-en.

Organization for Economic Cooperation and Development (OECD) (2024), "Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system", *OECD Artificial Intelligence Papers*, No. 8, https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/03/explanatory-memorandum-on-the-updated-oecd-definition-of-an-ai-system_3c815e51/623da898-en.pdf.

Ornelas, Raúl (2017), "Hacia una economía política de la competencia. La empresa transnacional", *Problemas del Desarrollo*, Vol. 48, No. 189, pp. 9–32, https://www.probdes.iiec.unam.mx/index.php/pde/article/view/57224.

Osorio, Jaime (2012), "Conflictiva relación con la tecnología en el capitalismo dependiente", *Estado, biopoder, exclusión. Análisis desde la lógica del capital*, Barcelona, Anthropos.

Osorio, Jaime (2016), *Teoría marxista de la dependencia*, México, Ítaca – UAM.

Osorio, Jaime y Cristóbal Reyes (2020), *La diversidad en el sistema mundial capitalista. Procesos y tendencias en la heterogeneidad imperante*, México, Gedisa – UAM.

Osorio, Jaime y Cristóbal Reyes (2024), *Labour Superexploitation, Unequal Exchange and Capital Reproduction. Writings on Marxist Dependency Theory*, Stuttgart, Ibidem Press.

Parsaeefard, S., I. Tabrizian, A. Leon-Garcia (2019), "Artificial Intelligence as a Service (AI-aaS) on Software-Defined Infrastructure", *IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN)*, IEEE, https://ieeexplore.ieee.org/document/8931372.

Pasquinelli, Matteo (2023), *The Eye of the Master. A Social History of Artificial Intelligence*, Londres, Verso.

Pérez, Carlota (2004), *Revoluciones tecnológicas y capital financiero. La dinámica de las grandes burbujas financieras y las épocas de bonanza* (trad. Nydia Ruiz), México, Siglo XXI.

Pérez, Carlota (2024), "What Is AI's Place in History", en *Project Syndicate*, 11 de marzo, https://www.project-syndicate.org/magazine/ai-is-part-of-larger-technological-revolution-by-carlota-perez-1-2024-03.

Perrigo, Billy (2023), "OpenAI Used Kenyan Workers on Less Than $2 Per Hour to Make ChatGPT Less Toxic", *Time*, 18 de enero, https://time.com/6247678/openai-chatgpt-kenya-workers/.

Pfeiffer, Sabine (2022), *Digital capitalism and distributive forces*, Bielefeld, [Transcript].

Radetich, Natalia (2022), *Cappitalismo. La uberización del trabajo*, México, Siglo XXI.

Reyes, Cristóbal (2025), "Dependencia tecnológica y relaciones económicas internacionales. A medio siglo de la teoría marxista de la dependencia", *Revista Páginas*, Vol. 17, No. 43, https://doi.org/10.35305/rp.v17i43.919.

Ripani, Laura, Adriana Kugler, Nicolás Soler, Maurice Kugler y Rodomiro Rodrigo (2020), "¿Cuál es el impacto de la automatización en el empleo y los salarios?", *El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe*, No. 7.

Rivera Ríos, Miguel Ángel, José Benjamín Lujano y Josué García Veiga (2019), "Present and Future in the Mirror of the Past: Capitalist Dynamics, Digital Technology and Industry in the Fifth Kondratiev", *World Review of Political Economy*, vol. 10, no. 4, invierno, pp. 449-483. https://www.jstor.org/stable/10.13169/worlrevipoliecon.10.4.0449?seq=1.

Rivera Ríos, Miguel Ángel, Oscar D. Araujo Loredo, Josué García Veiga y J. Benjamín Lujano López (2023), *El capitalismo del quinto Kondratiev. Acumulación de capital, tecnología digital y procesos socioinstitucionales*, México, Fondo de Cultura Económica.

Rogers, Alex y Stephen Morris (2025), "Big Tech pushes for 10-year ban on US states regulating AI", *Financial Times*, Londres, 18 de junio, https://www.ft.com/content/52ae52f1-531e-462f-898f-e9f86b3b1869.

Russell, Stuart J. y Peter Norvig (2016), *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Nueva York, Pearson.

Sadin, Éric (2017), *La humanidad aumentada. La administración digital del mundo* (trad. Javier Blanco y Cecilia Paccazochi), Caja Negra, Buenos Aires.

Sadin, Éric (2018), *La silicolonización del mundo. La irresistible expansión del liberalismo digital* (trad. Margarita Martínez), Caja Negra, Buenos Aires.

Sadowski, Jathan (2019), "When data is capital: Datafication, accumulation, and extraction", *Big Data & Society*, Vol. 6, No. 1, pp. 1-12.

Sadowski, Jathan (2020), *Too Smart. How Digital Capitalism Is Extracting Data, Controlling Our Lives, and Taking Over the World*, MIT Press, Cambridge (MA).

Sandvine (2024), *The Global Internet Phenomena Report*, https://www.applogic-networks.com/hubfs/Sandvine_Redesign_2019/Downloads/2024/GIPR/GIPR%202024.pdf.

Schiller, Amy y John McMahon (2019), "Alexa, Alert Me When the Revolution Comes: Gender, Affect, and Labor in the Age of Home- Based Artificial Intelligence", en *New Political Sciences*, Vol. 41, No. 2, pp. 173-191, https://doi.org/10.1080/07393148.2019.1595288.

Schmucler, Héctor (1995), "Ideología y optimismo tecnológico", en *Redes*, vol. 2, núm. 5, diciembre, pp. 175-188.

Schwab, Klaus (2016), *The Fourth Industrial Revolution*, Nueva York, Crown Business,

Sosa, Walter (2019), *Big data. Breve manual para conocer la ciencia de datos que ya invadió nuestras vidas*, Buenos Aires, Siglo XXI.

Solow, Robert M. (1987), "We'd better watch out", *The New York Times Review of Books*, 12 de julio, https://www.standupeconomist.com/pdf/misc/solow-computer-productivity.pdf.

Srnicek, Nick (2018a), *Capitalismo de plataformas* (trad. Aldo Giacometti), Caja Negra, Buenos Aires.

Srnicek, Nick (2018b), "Platform Monopolies and the Political Economy of AI", *Economics for the Many*, Verso, London.

Svanberg, Maja, Wensu Li, Martin Fleming, Brian Goehring, Neil Thompson (2024), "Beyond AI Exposure: Which Tasks are Cost-Effective to Automate with Computer Vision?", Working Paper, *SSRN*, http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4700751.

Synergy Research Group (2024), "Cloud infrastructure services", *Synergy Research Group*, https://www.srgresearch.com/research/cloud-infrastructure-services.

Taddy, Matt (2018), "The technological elements of artificial intelligence", *NBER Working Paper Series*, Working Paper 24301, National Bureau of Economic Research, Cambridge (MA), February, https://www.nber.org/papers/w24301.

The Economist (2017), "Tech firms hoard huge cash piles. Their excuses for doing so don't add up", *The Economist*, Londres, 3 de junio, https://www.economist.com/business/2017/06/03/tech-firms-hoard-huge-cash-piles.

The Economist (2016), "Technology. From not working to neural networking. The artificial-intelligence boom is based on an old idea, but with a modern twist", *The Economist*, Londres, 25 de junio, http://www.economist.com/news/special-report/21700756-artificial-intelligence-boom-based-old-idea-modern-twist-not.

The Economist (2022), "The world that Bert built. Huge 'foundation models' are turbo-charging AI progress", *The Economist*, 11 de junio, https://www.economist.com/interactive/briefing/2022/06/11/huge-foundation-models-are-turbo-charging-ai-progress.

The Economist (2023), "Our word of the year 2023", *The Economist*, 7 de diciembre, https://www.economist.com/culture/2023/12/07/our-word-of-the-year-for-2023.

The Economist (2024), "Mexico and Brazil dither as chip supply chains are reforged. American efforts to reduce reliance on Asia for semiconductors present an opportunity", *The Economist*, Londres, 14 de marzo, https://www.economist.com/the-americas/2024/03/14/mexico-and-brazil-dither-as-chip-supply-chains-are-reforged.

The Economist (2025), "Why is AI so slow to spread? Economics can explain", *The Economist*, 17 de julio, https://www.economist.com/finance-and-economics/2025/07/17/why-is-ai-so-slow-to-spread-economics-can-explain.

Thompson, Clive (2021), "Inside the machine that saved Moore's Law", *MIT Technology Review*, Cambridge (MA), 27 de octubre, https://www.technologyreview.com/2021/10/27/1037118/moores-law-computer-chips/.

Trajtenberg, Manuel (2019), "Artificial Intelligence as the Next GPT: A Political-Economy Perspective", en Ajay Agrawal, Joshua Gans y Avi Goldfarb (eds.), *The Economics of Artificial Intelligence. An Agenda*, The University of Chicago Press, Chicago.

Turing, Alan M. (1950), "Computing Machinery and Intelligence", *Mind*, Vol. LIX, Issue 236, October, pp. 433–460, https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433.

UNESCO (2019), "Global investments in R&D", *Fact Sheet,* No. 54, http://uis.unesco.org/sites/default/files/documents/fs54-global-investments-rd-2019-en.pdf.

Varas, Antonio, Raj Varadarajan, Jimmy Goodrich y Falan Yinug (2021), *Strenghtening the Global Semiconductor Supply Chain in an Uncertain Era*, Boston, Boston Consulting Group & Semiconductor Industry Association.

Varoufakis, Yanis (2024), *Tecnofeudalismo. El sigiloso sucesor del capitalismo* (trad. de Marta Valdivieso), Barcelona, Deusto.

Voce, Antonio, Tural Ahmedzade y Ashley Kirk (2025), "'Shadow fleets' and subaquatic sabotage: Are Europe's undersea internet cables under attack?", *The Guardian*, 5 de marzo, www.theguardian.com/world/ng-interactive/2025/mar/05/shadow-fleets-subaquatic-sabotage-europe-undersea-internet-cables-under-attack.

Wakabayashi, Daisuke (2019), "Prime Leverage: How Amazon Wields Power in the Technology World", *The New York Times*, Nueva York, 15 de diciembre, https://www.nytimes.com/2019/12/15/technology/amazon-aws-cloud-competition.html.

Wallerstein, Immanuel (2005), "A favor de la ciencia, en contra del cientificismo", en *Las incertidumbres del saber* (trad. Julieta Barba y Silvia Jawerbaum), Barcelona, Gedisa, pp. 15–22.

Wambugu, Josh (2025), "Top Social Media Platforms in Latin America: List by Users 2025", *AWISEE*, 16 de abril, https://awisee.com/blog/social-media-platforms-in-latin-america/.

Weller, Jürgen Sonia Gontero y Susanna Campbell (2019), *Cambio tecnológico y empleo: una perspectiva latinoamericana. Riesgos de la sustitución tecnológica del trabajo humano y desafíos de la generación de nuevos puestos de trabajo*, Serie Macroeconomía del Desarrollo, No. 201, Santiago, Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

Winner, Langdon (1980), "Do artifacts have politics?", en *Daedalus*, vol. 109, no. 1, pp. 121-136, https://faculty.cc.gatech.edu/~beki/cs4001/Winner.pdf.

Winston, Patrick Henry (1992), *Artificial Intelligence,* Reading (MA), Addison-Wesley Publishing.

Woods, Heather Suzanne (2018), "Asking more of Siri and Alexa: feminine persona in service of surveillance capitalism", en *Critical Studies in Media Communication*, Vol. 35, No. 4, pp. 334–349, https://doi.org/10.1080/15295036.2018.1488082.

Zhang, Daniel, Nestor Maslej, Erik Brynjolfsson, John Etchemendy, Terah Lyons, James Manyika, Helen Ngo, Juan Carlos Niebles, Michael Sellitto, Ellie Sakhaee, Yoav Shoham, Jack Clark, and Raymond Perrault (2022), *The AI Index 2022 Annual Report*, AI Index Steering Committee, Stanford Institute for Human-Centered AI, Stanford (CA), marzo, https://hai.stanford.edu/assets/files/2022-ai-index-report_master.pdf.

Zolas, Nikolas, Zachary Kroff, Erik Brynjolfsson, Kristina McElheran, David N. Beede, Cathy Buffington, Nathan Goldschlag, Lucia Foster y Emin Dinlersoz (2020), "Advanced Technologies Adoption and Use by U.S. Firms: Evidence from the Annual Business Survey", *NBER Working Paper Series*, Working Paper 28290, Cambridge (MA), diciembre, https://www.nber.org/papers/w28290.

Zuboff, Shoshana (2019), *The Age of Surveillance Capitalism. The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*, Nueva York, Public Affairs.

Gobierno de México | Cultura
Secretaría de Cultura

