

IMPACTO ECONÓMICO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN AMÉRICA LATINA

Transformación tecnológica
y rezago en materia de inversión
y capacidades laborales

Juan Jung
Raúl Katz



NACIONES UNIDAS

CEPAL

Global
Gateway

Alianza Digital UE-ALC



UE ALC

ALIANZA DIGITAL
DIÁLOGOS POLÍTICOS

Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina

Transformación tecnológica y rezago en materia
de inversión y capacidades laborales

Juan Jung
Raúl Katz



NACIONES UNIDAS



Este informe fue preparado por Juan Jung y Raúl Katz, Consultores de la División de Desarrollo Productivo y Empresarial de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), bajo la coordinación de Sebastián Rovira, Oficial Superior de Asuntos Económicos, y Alejandro Patiño, Oficial de Asuntos Económicos, ambos de la División de Desarrollo Productivo y Empresarial. El documento se elaboró en el marco de la Alianza Digital Unión Europea-América Latina y el Caribe y contó con el financiamiento de la Unión Europea, a través de la estrategia Global Gateway.

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

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

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

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

Publicación de las Naciones Unidas
LC/TS.2025/37/Rev.2
Distribución: L
Copyright © Naciones Unidas, 2025
Todos los derechos reservados
Impreso en Naciones Unidas, Santiago
S.2500655[S]

Esta publicación debe citarse como: Jung, J. y Katz, R. (2025). Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina: transformación tecnológica y rezago en materia de inversión y capacidades laborales. *Documentos de Proyectos* (LC/TS.2025/37/Rev.2). Comisión Económica para América Latina y el Caribe.

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

Índice

Resumen	5
Introducción	9
I. Estado actual de la inteligencia artificial en América Latina	11
II. Revisión de literatura de investigación	17
A. Impacto económico de la Inteligencia Artificial	17
B. Impacto de la IA analizado desde la perspectiva del empleo	19
C. Evidencia empírica hasta la fecha	20
D. Conclusión	21
III. Implicancias de política pública	23
IV. Conclusiones	25
V. Modelo teórico	27
VI. Estimación empírica del modelo	31
A. Resultados para el modelo base	32
B. Control de la endogeneidad	34
C. Modelo aumentado para incorporar la IA generativa	35
VII. Efectos en América Latina	37
A. Cálculo de elasticidad derivada del modelo econométrico	37
B. Impacto económico en los países de América Latina	38
Bibliografía	41
Anexo A1	43

Cuadros

Cuadro 1	Estimaciones de impacto de la IA por país de América Latina	7
Cuadro 2	América Latina: Estimación de la brecha en el gasto de IA (2023)	16
Cuadro 3	Porcentaje de la población de más de 25 años con educación terciaria	23
Cuadro 4	Países incluidos en la muestra.....	31
Cuadro 5	Variables por utilizar en las regresiones econométricas	32
Cuadro 6	Estimaciones por mínimos cuadrados no lineales	33
Cuadro 7	Estimaciones por el método generalizado de momentos.....	34
Cuadro 8	Número de usuarios de ChatGPT en países usados en la muestra (2023)	35
Cuadro 9	Estimaciones incorporando IA generativa.....	36
Cuadro 10	Gasto en IA por país de América Latina.....	38
Cuadro 11	Estimaciones de impacto de la IA por país de América Latina	38
Cuadro 12	América Latina: número de usuarios de ChatGPT (2023)	39

Gráficos

Gráfico 1	Gasto en IA en 2023 por región	5
Gráfico 2	Gasto en IA en 2023 en América Latina.....	6
Gráfico 3	Gasto en IA en 2023	12
Gráfico 4	Gasto en IA (2019-2023)	12
Gráfico 5	Gasto en IA en 2023	13
Gráfico 6	Gasto en IA en 2023 (ponderado por población y PIB).....	13
Gráfico 7	Gasto en IA y PIB per cápita en 2023	14
Gráfico 8	Gasto en IA y Digitalización en 2023	14
Gráfico 9	Gasto en IA Generativa en 2023.....	15
Gráfico 10	Gasto en IA generativa en 2023 (ponderado por población y PIB)	15

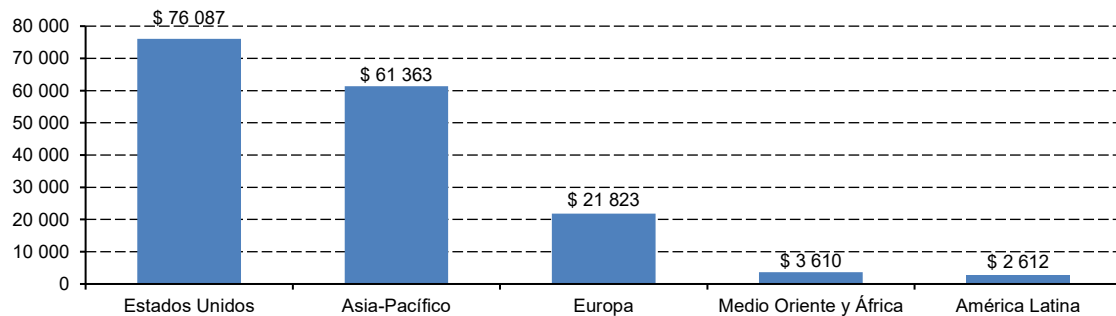
Diagrama

Diagrama 1	Acceso a datos de herramientas de IA en Semrush	44
------------	---	----

Resumen

El presente documento tiene como objetivo evaluar el estado actual de la Inteligencia Artificial (IA) en América Latina, y desarrollar un modelo que permita estimar empíricamente el impacto que esta ha tenido en la economía de la región en años recientes. Para ello se toma como referencia los datos de gasto en IA desarrollados por IDC, que cubren una muestra de 26 países para el período 2019-2023 (incluyendo seis economías latinoamericanas). Estos datos permiten concluir que América Latina está rezagada con respecto a la mayoría de las economías avanzadas en términos del gasto en IA, que ascendió a US\$ 2.6 mil millones en el 2023, lo que representa solamente el 1.56% de la demanda mundial, cuando por otra parte la economía de la región representa cerca del 6.3% del PIB mundial (véase el gráfico 1).

Gráfico 1
Gasto en IA en 2023 por región
(En millones de dólares)

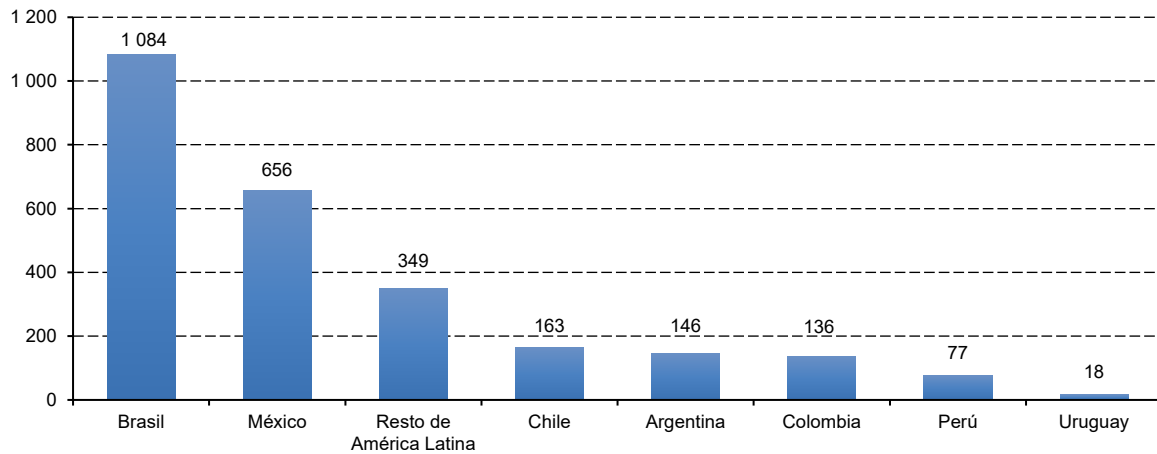


Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2¹, análisis de Telecom Advisory Services.

¹ *IDC Artificial Intelligence Spending Infrastructure Tracker* es una fuente de alta calidad (la mejor que conocemos) para cuantificar el mercado mundial de la IA, que ofrece previsiones detalladas y datos históricos sobre el gasto en IA en diversos sectores y regiones, proporcionando una visión granular del mercado a través de sus guías de gasto. En concreto, IDC incluye el gasto en software y aplicaciones de IA, en hardware (servidores, instalaciones de almacenamiento e Infraestructura como servicio) y en servicios empresariales, abarcando también la IA Generativa. Además, IDC proporciona datos sobre el gasto en IA en diferentes regiones, como Norteamérica, Europa Occidental y Asia-Pacífico, lo que permite realizar comparaciones regionales y conocer los patrones de crecimiento.

Dentro de la región, los países que registran los mayores valores en gasto en IA son Brasil y México, lo que es natural dado que son las economías más grandes. Llama la atención el alto valor relativo de Chile, por encima de Argentina y de Colombia, países con mucha mayor población (véase el gráfico 2). Ello puede explicarse debido al alto desarrollo relativo de Chile en materia de digitalización, en comparación con otras economías de la región.

Gráfico 2
Gasto en IA en 2023 en América Latina
(En millones de dólares)



Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, análisis de Telecom Advisory Services.

Para estimar que tanto ha contribuido la IA a la economía regional en estos años, se desarrolla un modelo teórico que permite diferentes elasticidades de sustitución entre dos factores cualesquiera, a partir de una función de producción de Elasticidad de Sustitución Constante (CES) de dos niveles, que utiliza como factores de producción al stock de capital físico, al trabajo calificado y el trabajo no calificado. En dicha función de producción, se modeliza al gasto en IA como potencial expensor de la productividad del capital y del trabajo calificado.

La estimación del modelo fue hecha con un panel de 26 países, que incluye economías avanzadas y seis países latinoamericanos para el período 2019-2023, es decir, el período reciente de rápida expansión de la IA. Los resultados son robustos en verificar que efectivamente la IA ha contribuido a incrementar la productividad del trabajo calificado, aunque no hay evidencia que haya hecho lo propio, de momento, con la productividad del capital. Esto podría ser explicado por el hecho que es más factible que la IA pueda ser aplicada para más incrementar la productividad laboral (del trabajo calificado) que la eficiencia con la cual las firmas usan sus activos fijos (como maquinaria, edificios y equipamiento). Asimismo, la contribución de la IA a la productividad del trabajo calificado podría confirmar la sustituibilidad con el trabajo no calificado, generando efectos potenciales negativos en la fuerza de trabajo.

Los resultados permiten concluir que un 1% del crecimiento en el gasto de IA se puede asociar a un 0.036% del crecimiento del PIB, efecto que se materializa a través de la mejora de productividad del trabajo calificado. Los resultados también sugieren que el uso de la IA generativa efectivamente contribuye de forma significativa a incrementar la productividad del trabajo, una vez que se acota el período temporal del panel estimado. Este último efecto podrá ser precisado en el futuro cuando se dispongan de paneles más extensos temporalmente.

Sobre la base de los efectos medidos a nivel del panel global se ha simulado el impacto económico para América Latina. El análisis por país de la región tiene sus complejidades, dado que, en Argentina, Brasil, Colombia y Perú, el gasto en IA se ha reducido entre 2019 y 2023. Ello explica porque en su conjunto, el crecimiento del gasto en la región ha sido tan limitado en ese período (tan solo 7.3%). Tomando en cuenta ello, para estos países se toma un período temporal diferente para estimar el impacto anual en el PIB: 2020-2023 para Argentina, Colombia y Perú, y 2021-2023 para Brasil (véase el cuadro 1).

Cuadro 1
Estimaciones de impacto de la IA por país de América Latina
(En millones de dólares y porcentajes)

Descripción	Argentina	Brasil	Chile	Colombia	México	Perú	Fuente
Gasto en IA inicial	138 935	929 220	154 475	132 473	460 240	70 798	IDC
Gasto en IA 2023	146 045	1 084 199	163 452	136 264	655 963	77 122	IDC
Tasa de crecimiento del gasto en IA	5,118%	16,678%	5,811%	2,862%	42,526%	8,932%	(2)/(1)-1
Impacto en el PIB de crecimiento de 1% de gasto en IA	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	Modelo econométrico
Impacto de la IA en el PIB	0,184%	0,600%	0,209%	0,103%	1,531%	0,322%	(3)*(4)
PIB inicial	385 218	1 670 650	278 040	270 348	1 305 200	206 461	IMF
Impacto de la IA en el PIB	709 705	10 030 959	581 680	278 531	19 981 849	663 880	(5)*(6)*(1000)
Impacto anual de la IA en el PIB	236 568	5 015 479	145 420	92 844	4 995 462	221 293	(7)/(2023 año inicial)

Fuente: Elaboración propia.

Como puede apreciarse, el impacto, una vez anualizado, es encabezado por Brasil y México en niveles muy similares (US\$ 5 mil millones). En tercer lugar, se sitúa Argentina, con un impacto en torno a 236 millones de dólares anuales.

Estos valores incluyen dos dimensiones del impacto económico de IA: el gasto de la tecnología, y su efecto derrame en el PIB. Considerando que la literatura de investigación en el impacto económico de bienes digitales incluye una tercera dimensión, el excedente del consumidor, es lógico considerar que los valores del cuadro C deberían aumentar para incluir este último. Se puede concluir que la estimación del impacto económico de la IA en América Latina debe ser mayor si se incluye el beneficio de la tecnología a consumidores.

Considerando que la palanca de aumento de la productividad a partir de la adopción de la inteligencia artificial pasa por la fuerza de trabajo calificado, América Latina enfrenta un entorno desafiante, lo que podría rezagar el impacto agregado de la tecnología al menos que se implementen políticas agresivas de educación general, lo que implica horizontes temporales extendidos.

A ello debe agregarse la necesidad de acelerar la implementación de la tecnología a partir de políticas convencionales de promoción de acumulación de capital intangible (capacitación de empleados y gerencia, el desarrollo de casos de uso con foco sectorial, y el asesoramiento para la reingeniería de procesos de negocio), lo que implica un despliegue agresivo de centros de tecnología con especialización sectorial para promover la adopción de tecnología especialmente en empresas pequeñas y medianas.

Introducción

El objetivo de este documento es evaluar el estado actual de la IA en América Latina, y desarrollar un modelo que permita estimar empíricamente el impacto que ha tenido en la economía regional en años recientes, en términos de crecimiento y productividad. Para ello se ha tomado como referencia los datos de gasto en IA desarrollados por IDC, que cubren una muestra de 26 países para el período 2019-2023 (incluyendo seis economías latinoamericanas), para luego desarrollar un modelo empírico que permite estimar el impacto para países de América Latina.

El punto de partida es un modelo teórico para estimar el impacto macroeconómico de la IA. Este modelo permite estimar diferentes elasticidades de sustitución entre dos factores a elección, a partir de una función de producción de Elasticidad de Sustitución Constante (CES) de dos niveles, que utiliza como factores de producción el stock de capital físico, el trabajo calificado (o sea trabajadores con formación terciaria) y el trabajo no calificado (o sea trabajadores que carecen de formación terciaria). En dicha función de producción, se modela al gasto en IA como potencial expensor de la productividad del capital y del trabajo calificado.

El análisis empírico presenta sus complejidades, dado que se procura identificar, por un lado, cuál es el mecanismo a través del cual la IA incide en la economía (si es aumentando la productividad del capital, del trabajo o multifactorial), así como contemplar la potencial sustituibilidad entre factores. En este sentido, uno de los propósitos del estudio es verificar en qué medida el trabajo no calificado puede ser sustituido por los restantes factores, que a su vez se nutren de la IA para mejorar su productividad. Los avances en la literatura en torno a estos aspectos son muy recientes y basados principalmente en estudios microeconómicos o modelos teóricos, siendo por lo tanto un área donde el presente trabajo realiza una contribución tanto teórica como empírica.

El presente documento se estructura de la siguiente forma. El capítulo I presenta un análisis descriptivo acerca del estado actual de la IA en la región. El capítulo II provee una revisión de literatura en torno al impacto económico de la IA. El capítulo III presenta las implicancias de política pública para América Latina. El capítulo IV presenta las conclusiones. El capítulo V detalla el modelo teórico desarrollado para analizar el impacto de la inteligencia artificial. El capítulo VI presenta la estimación empírica del modelo, tanto en su versión base, así como controlando por la endogeneidad y añadiendo el rol de la IA generativa. El capítulo VII sintetiza resultados de impacto económico mediante una simulación para América Latina.

I. Estado actual de la inteligencia artificial en América Latina

Esta sección presenta un panorama general de las tendencias recientes de la IA en América Latina con el fin de sentar las bases para el análisis de su contribución económica.

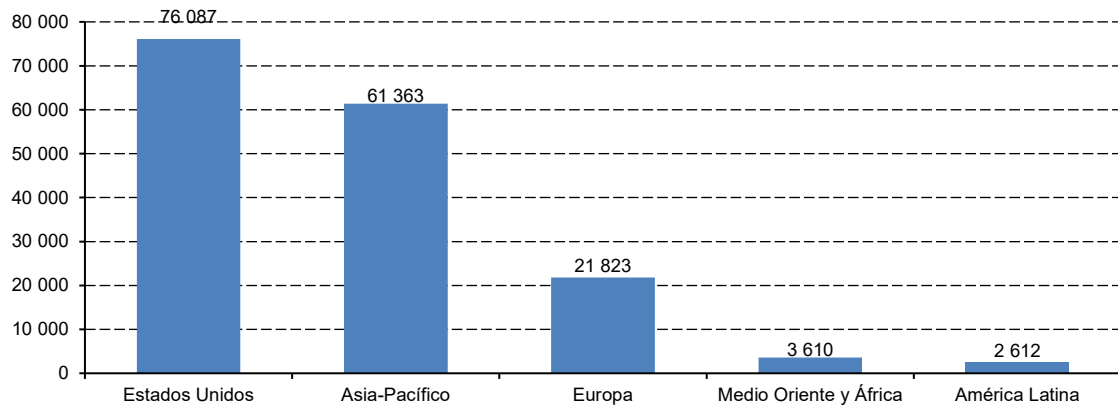
América Latina está rezagada con respecto a la mayoría de las economías avanzadas en términos del gasto en IA², que ascendió a US\$ 2.6 mil millones de dólares en 2023 de acuerdo con las estimaciones de IDC³. Esto representa solamente el 1.56% de la demanda mundial, siendo que por otra parte la economía de la región representa cerca del 6.3% del PIB global. Esto significa que la región invierte en IA muy por debajo de lo que correspondería según su peso económico. Por el contrario, solo en Estados Unidos el gasto en el mismo período ascendió a US\$ 76.1 billones, mientras que en Asia-Pacífico y en Europa dicho gasto sumó US\$ 61.4 y US\$ 21.8 millones (véase el gráfico 3).

De acuerdo con el gráfico 3, América Latina se encuentra en niveles cercanos al gasto registrado en Medio Oriente y África. Por otra parte, si se analiza la tendencia reciente, se puede apreciar como la región no parece estar registrando grandes variaciones en el gasto desde 2019. Ello es una tendencia preocupante, dado que desde 2019 se ha producido una importante variación del gasto de la IA en el mundo, especialmente en Asia-Pacífico (esencialmente liderado por China) y Estados Unidos, pero no así en América Latina (véase el gráfico 4).

² La variable "gasto en IA" mide la inversión en servidores usados para alojar modelos de IA, aplicaciones y plataformas de IA, pagos por la adquisición de herramientas de IA a proveedores de servicios de computación en la nube, y otras herramientas de software.

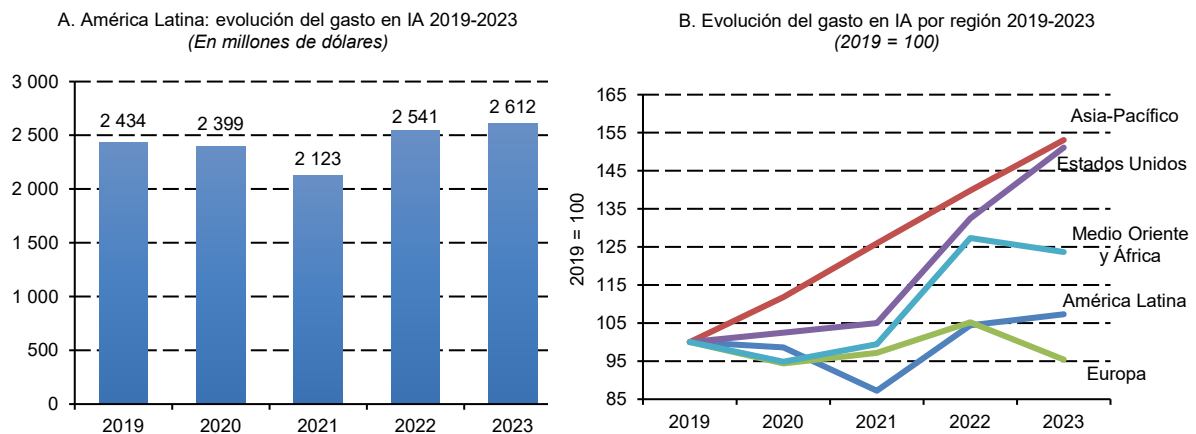
³ Consideramos las series del gasto de IA que son las más fiables dado que su desarrollo está basado en una metodología consistente y desarrollado por profesionales instalados en la región.

Gráfico 3
Gasto en IA en 2023
(En millones de dólares)



Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, análisis de Telecom Advisory Services.

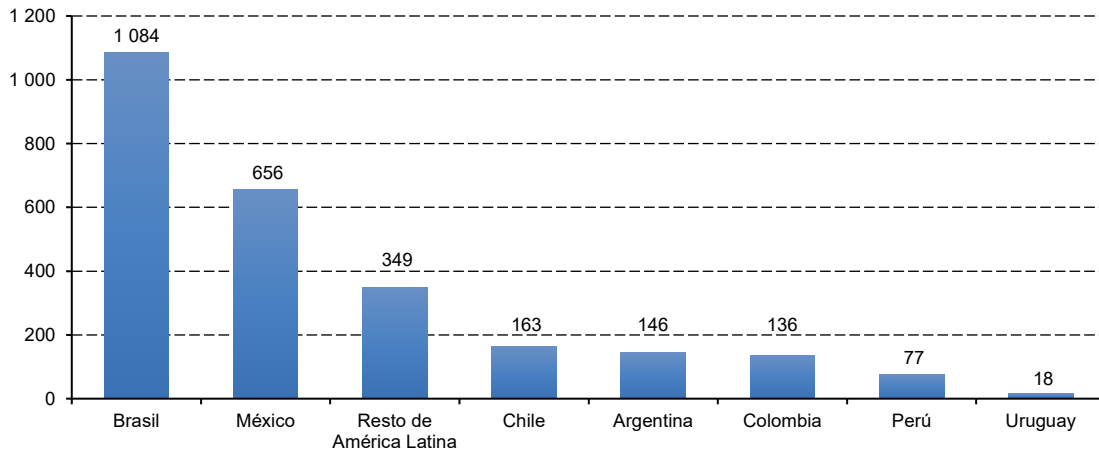
Gráfico 4
Gasto en IA (2019-2023)



Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, análisis de Telecom Advisory Services.

Dentro de la región, a nivel de países quienes registran los mayores valores en gasto en IA son Brasil y México, lo que es natural dado que estas son las economías más grandes. Llama la atención el alto valor relativo de Chile, por encima de Argentina y de Colombia, países con mucha mayor población y una economía más grande (véase el gráfico 5).

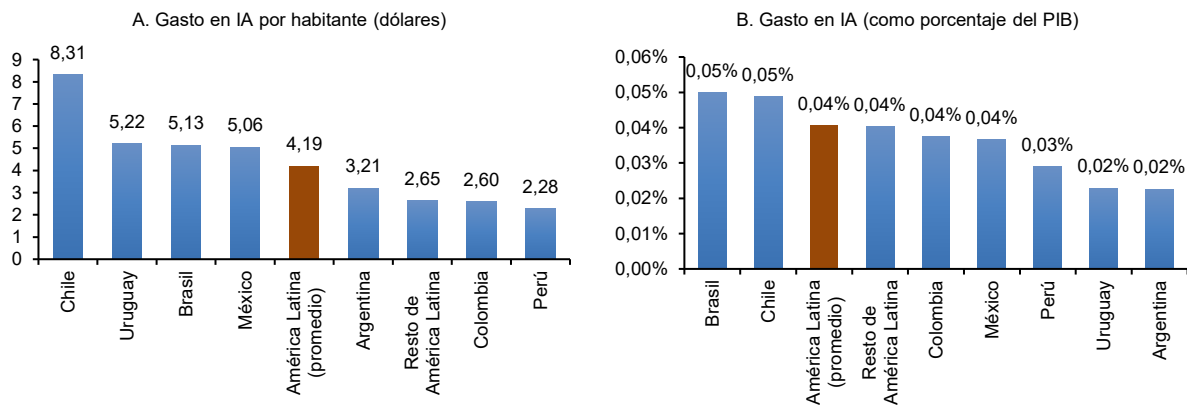
Gráfico 5
Gasto en IA en 2023
(En millones de dólares)



Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, análisis de Telecom Advisory Services.

Ponderando el gasto en IA por habitante y por PIB, se pueden ajustar las diferencias de escala y realizar una comparación más precisa entre países (véase el gráfico 6).

Gráfico 6
Gasto en IA en 2023 (ponderado por población y PIB)

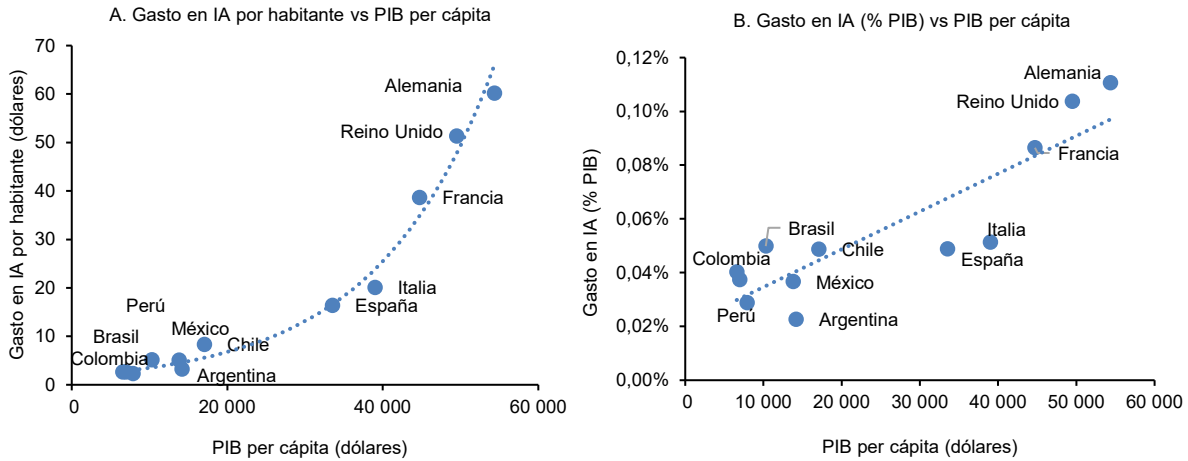


Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, Banco Mundial, FMI, análisis de Telecom Advisory Services.

Del gráfico 6 se aprecia como Chile y Brasil son indudablemente los líderes en la región, seguidos por México si se considera la medida de gasto por habitante. En cambio, países como Argentina, Colombia o Perú se encuentran claramente rezagados en relación con el promedio latinoamericano.

La diferencia desigual en intensidad de gasto en IA puede explicarse parcialmente por el diferente nivel de desarrollo económico de los países de la región (véase el gráfico 7). Ello se aprecia claramente en la relación positiva entre gasto en IA por habitante y PIB per cápita, aunque el vínculo parece algo menos directo cuando se utiliza la medida de IA como porcentaje del PIB, al menos en lo que respecta a las economías de la región.

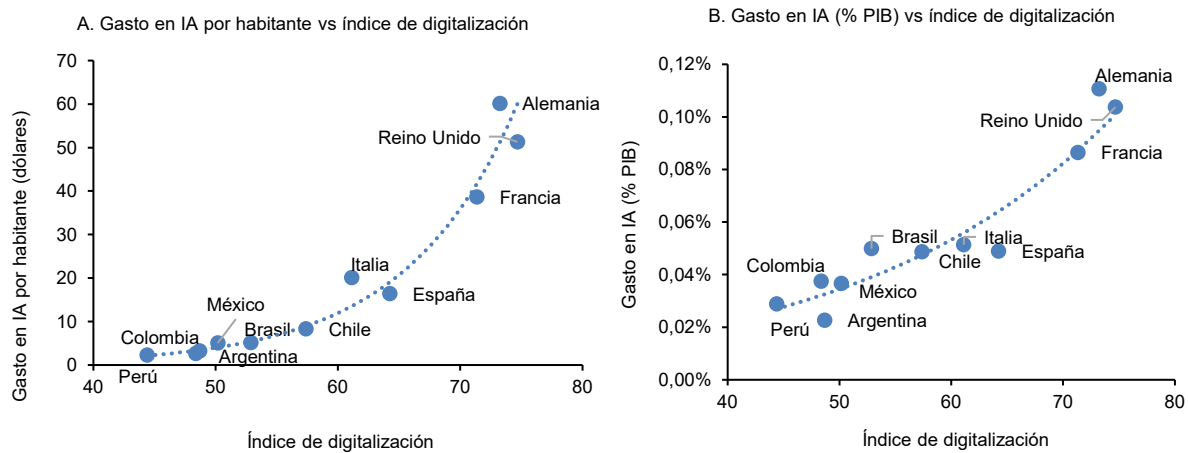
Gráfico 7
Gasto en IA y PIB per cápita en 2023



Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, Banco Mundial, FMI, análisis de Telecom Advisory Services.

Más allá del desarrollo medido como PIB per cápita, otra variable que explica claramente los diferentes niveles de intensidad en el gasto en IA es el nivel existente de la digitalización en el país, medido éste a través del Índice de Desarrollo del Ecosistema Digital (véase el gráfico 8).

Gráfico 8
Gasto en IA y Digitalización en 2023

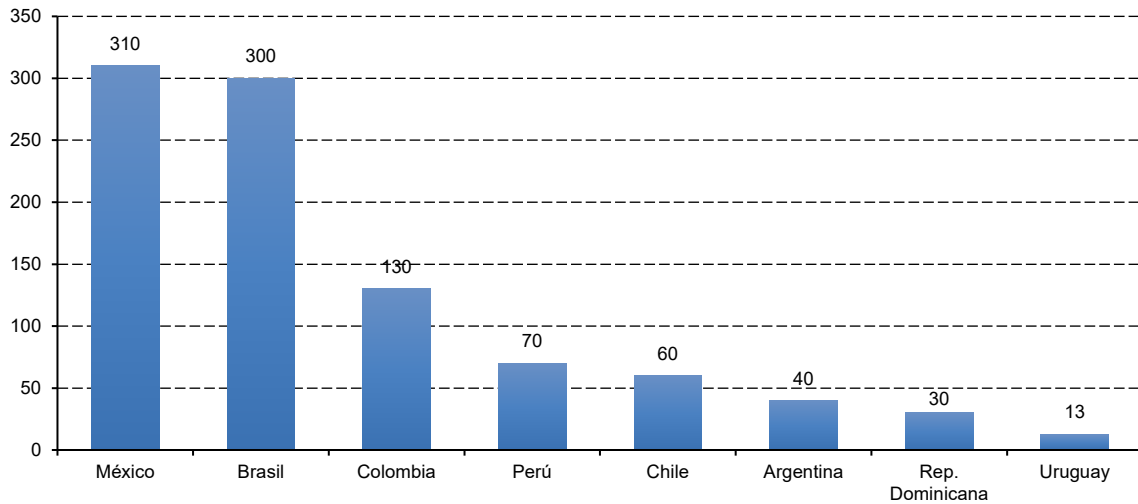


Fuente: IDC Semiannual Artificial Intelligence Infrastructure Tracker - Final Historical 2023 | H2, Banco Mundial, FMI; análisis de Telecom Advisory Services.

En lo que respecta específicamente a la IA generativa, medida por otra fuente que no es IDC, el gasto en la región es liderado por México, seguido por Brasil y Colombia (véase el gráfico 9)⁴.

⁴ Statista define a la IA generativa como “un campo de la inteligencia artificial que se centra en la creación de modelos y sistemas capaces de generar nuevo contenido, como imágenes, videos, música o texto. Al entrenarse con grandes conjuntos de datos, los modelos de IA generativa aprenden patrones y estructuras dentro de los datos para producir resultados novedosos y realistas que imitan la distribución original de los datos. Mediante técnicas como las redes generativas antagónicas (GAN) o los autocodificadores variacionales (VAE), la IA generativa tiene el potencial de potenciar la creatividad, facilitar la síntesis de datos y revolucionar diversas industrias, como el arte, el entretenimiento y la creación de contenido.”

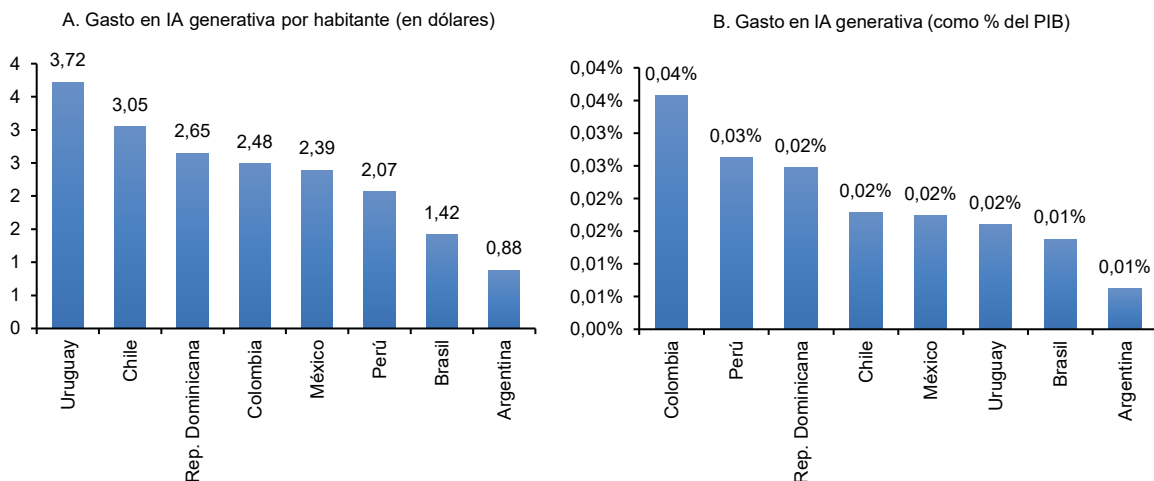
Gráfico 9
Gasto en IA Generativa en 2023
(En millones de dólares)



Fuente: Statista, análisis de Telecom Advisory Services.

Ponderando por población y como porcentaje del PIB, el gasto en IA generativa es liderado por Uruguay y Colombia, respectivamente. Tanto Brasil como México quedan relegados a posiciones secundarias una vez que se ponderan las cifras y se ajusta por diferencias de escala. Argentina, por su parte, se encuentra muy rezagada, incluso por detrás de países menos desarrollados como es el caso de Perú o República Dominicana (véase el gráfico 10).

Gráfico 10
Gasto en IA generativa en 2023 (ponderado por población y PIB)



Fuente: Statista, Banco Mundial, FMI, análisis de Telecom Advisory Services.

En conclusión, el grado de adopción de IA en América Latina, cuando es medida por el gasto en la tecnología, está en una posición rezagada respecto de otras regiones no solo en términos absolutos sino también en relación con la dimensión de su economía. Si bien el gasto en IA de la región al 2023 era de US\$ 2.6 mil millones, asumiendo una relación directa entre nivel de desarrollo económico y esta variable, América Latina debería estar gastando US\$ 10.5 mil millones. Adentrándose en el gasto por país como porcentaje del PIB, Chile y Brasil están liderando el desarrollo seguidos de lejos por Colombia, México, Perú y Argentina. Una estimación de lo que deberían invertir en IA cada país basado en el tamaño de sus economías indica la dimensión de las brechas (véase el cuadro 2).

Cuadro 2
América Latina: Estimación de la brecha en el gasto de IA (2023)

Pais	Gasto en IA <i>(En US\$ millones)</i>	Ratio gasto en IA/PIB <i>(En porcentajes)</i>	Gasto estimado para alcanzar la ratio mundial promedio de IA/PIB <i>(En US\$ millones)</i>
Argentina	146,05	0,023	1 013,95
Brasil	1 084,20	0,050	3,462,44
Chile	163,45	0,049	532,64
Colombia	136,26	0,037	588,04
México	655,96	0,037	2 830,86
Perú	77,12	0,029	424,63

Fuente: IDC; FMI; análisis de Telecom Advisory Services.

II. Revisión de literatura de investigación

En este capítulo se presenta, en primer lugar, la revisión de literatura asociada al impacto económico de la IA, para a continuación presentar la evidencia en torno a los efectos vinculados al empleo y la evidencia empírica.

A. Impacto económico de la Inteligencia Artificial

Entre las innovaciones tecnológicas más recientes, la IA destaca como una herramienta poderosa para las organizaciones que buscan ejecutar cambios significativos en el modelo de producción, lograr sus objetivos estratégicos y seguir siendo competitivas. La OCDE define las tecnologías de IA como *sistemas basados en computadoras que son capaces de influir en el entorno produciendo un resultado para un conjunto determinado de objetivos*⁵. Esta definición destaca que la IA utiliza datos y otros insumos para capturar el entorno, realizar análisis y formular sus diferentes resultados. Más específicamente, Syam y Sharma (2018) sostienen que la IA puede interpretarse como la capacidad de computadoras de imitar el comportamiento humano inteligente. Con sus avances más recientes, la IA surgió como una tecnología transformadora con el potencial de remodelar la economía y la sociedad, revolucionando la forma en que vivimos y trabajamos. La IA se está convirtiendo en una fuerza impulsora detrás de la automatización y la innovación en diversas industrias, ofreciendo inmensas oportunidades al tiempo que plantea desafíos únicos desde las perspectivas económica, legal y ética.

⁵ Definición proporcionada por el Observatorio de Políticas de IA de la OCDE (<https://oecd.ai/en/ai-principles>).

La IA utiliza una amplia variedad de técnicas para lograr sus objetivos, como la búsqueda y optimización, lógica, métodos probabilísticos, aprendizaje estadístico, redes neuronales, *deep learning* y modelos transformadores generativos previamente entrenados. Como señalaron Corrado et al. (2021), la IA requiere bases de datos más grandes y computadoras más rápidas que los métodos que no dependen de la IA, lo que sugiere que esta tecnología ofrece mejoras no lineales sobre las tradicionales cuando se alcanzan ciertos umbrales técnicos.

Como sugieren Bassetti et al. (2020), la IA puede caracterizarse como una tecnología de propósito general gracias a sus muy diversas áreas de aplicación⁶. Dada la caracterización de la IA como una tecnología de propósito general, la mayoría de los autores sostienen que la IA tiene el potencial de convertirse en una fuente importante de ganancias de productividad, generando una serie de efectos económicos que van más allá de los de los bienes de capital regulares. Damioli et al. (2021), Bassetti et al. (2022) y Brynjolfsson et al. (2018) argumentan que la IA tiene el potencial de alterar casi todas las industrias debido a sus numerosas áreas de aplicación. En ese sentido, Brynjolfsson et al. (2018) presentan algunos ejemplos de posibles ganancias en productividad, como centros de atención a clientes, vehículos autónomos o un uso más eficiente de la energía. De forma similar, Hang y Chen (2022) argumentan que la IA puede aumentar los ingresos al mejorar la productividad de los empleados y la comprensión del comportamiento de los consumidores, establecer precios más competitivos y crear habilidades y recursos no imitables.

Según argumenta Trabelsi (2024), los efectos de la IA en el crecimiento económico no serán uniforme en todos los sectores y regiones. En este sentido, algunas industrias pueden experimentar cambios y crecimiento más significativos, mientras que otras pueden enfrentar mayores desafíos o complejidades en el proceso. Además, argumenta que la adopción e integración exitosas de las tecnologías de IA necesitan infraestructura adecuada, disponibilidad de datos y políticas de apoyo, que pueden variar de un país a otro.

Acerca de la cuantificación del impacto de la IA, existen diferentes visiones. Algunos analistas ven el proceso con mucho optimismo, pronosticando una gran contribución económica en un periodo limitado. Por citar un ejemplo en este sentido, un informe de Goldman Sachs (Hatzius, 2023) argumenta que la IA generará un importante impulso a la productividad del trabajo y que contribuirá a aumentar el PIB en 7% a lo largo de un período de 10 años. Esta estimación está basada en la compilación de estimaciones iniciales de impacto, pero no incluye modelos originales.

Otros autores, sin embargo, tienen una visión mucho más pesimista. En una reciente investigación, Acemoglu (2025) analiza en qué medida son razonables las predicciones de alto impacto macroeconómico por los avances de la IA. El autor muestra un importante escepticismo con tales proyecciones, argumentando que en su opinión las ganancias de productividad serán modestas. Utilizando un modelo basado en el análisis de tareas de los trabajadores, el autor argumenta que los efectos de la IA se producirán a través del ahorro de costos y mejoras de productividad a nivel de tareas, por lo que estima las ganancias agregadas de productividad a partir del porcentaje de tareas impactadas y el impacto promedio de reducción de costos por tarea. A partir de estimaciones recientes en estos indicadores, los cálculos de Acemoglu (2025) sugieren que el impacto macroeconómico de la IA será modesto, cuantificándose como un incremento de la productividad total de los factores de 0.71% a lo largo de una década. El autor incluso afirma que, dependiendo de las circunstancias, los efectos podrían ser incluso menores que tal cifra.

⁶ Sin desmedro que esta sea la opinión mayoritaria en la literatura especializada, algunos autores presentan visiones más matizadas. Ver Gómez-Bengochea y Jung (2024) para más detalles.

Las visiones pesimistas, incluso, argumentan que la revolución de la IA aún no se estaría reflejando en las estadísticas de productividad, como se estableció originalmente por la paradoja de Solow. En esta línea, Corrado et al. (2021) incluso arroja dudas sobre si la IA debería ser considerada una tecnología de propósito general, lo que explicaría el “bajo impacto” de la misma en la productividad de acuerdo con las visiones pesimistas. Asimismo, Storm (2022) no espera que la IA genere mayores ganancias de productividad que las tecnologías de propósito general anteriores. Por otro lado, Schmelzing (2020) predice una futura disminución a largo plazo de la productividad, en la que la IA solo actuará como paliativo. En conjunto, estos matices y desacuerdos resaltan la necesidad de realizar estudios empíricos en este campo, especialmente a medida que comienzan a estar disponibles conjuntos de datos más adecuados para fines de investigación.

B. Impacto de la IA analizado desde la perspectiva del empleo

Tal como argumenta Gries y Naudé (2022), la mayor parte de los efectos de la IA en el mercado laboral se han focalizado en los análisis de tareas. Este enfoque se ha utilizado para evaluar los temores de que la pérdida de empleos automatizada por la IA provocaría un desempleo masivo, como plantean en su modelo original Frey y Osborne (2013).

Acemoglu y Restrepo (2018) incorporaron el enfoque de tareas en un modelo de crecimiento endógeno. Sin embargo, Gries y Naudé (2022) argumentan que el modelo Acemoglu-Restrepo carece de un modelado adecuado de la naturaleza de la IA en sí, ya que el enfoque de tareas es, en esencia, incompleto acerca de la naturaleza de la IA como tecnología de automatización. En concreto, los autores proponen un modelo que incorpora a las habilidades que pueden caracterizar mejor la naturaleza de los servicios que la IA provee.

Más allá de estos matices, el impacto de la IA en la fuerza de trabajo puede simplificarse de la siguiente forma: se espera que la IA sea sustitutiva para el trabajo no calificado y complementaria para el calificado (Maswana, 2024). Esto explica de qué forma la IA puede afectar de manera muy dispar a diferentes países o sectores, favoreciendo tanto el crecimiento económico y como el empleo en aquellos entornos donde la fuerza de trabajo es de alta cualificación.

Un ejemplo de esta complementariedad puede apreciarse en el estudio de Toner-Rodgers (2024) acerca del impacto de la IA en la innovación, a partir de una muestra de casos de descubrimiento de materiales a 1.018 científicos en un laboratorio de I+D de una empresa estadounidense. La investigación empírica ha sugerido que los investigadores asistidos por IA descubren un 44% más de materiales, lo que resultó en un aumento del 39% en las solicitudes de patentes y un aumento del 17% en la innovación de productos posteriores. De esta forma, el autor prueba que la IA automatiza un importante porcentaje de las tareas vinculadas a la generación de ideas, reasignado a los expertos a otras tareas.

En un artículo de reciente publicación, Acemoglu (2025) investiga en qué medida la IA puede generar efectos en los salarios y en la inequidad. Desde el punto de vista teórico, el autor argumenta que la inequidad puede incrementarse debido a la IA, a pesar de reconocer que esta tecnología puede mejorar la productividad de ciertas tareas llevadas a cabo por trabajadores poco calificados. Sin embargo, también argumenta que el potencial efecto en la inequidad no será tan pronunciado como el que tuvieron otras tecnologías en el pasado, dado que el impacto de la IA se encuentra más distribuido a lo largo de grupos demográficos. Acemoglu (2025) también predice que la IA incrementará la brecha entre los retornos del capital y del trabajo.

De forma similar, Trabelsi (2024) argumenta que la IA puede generar una importante polarización en el mercado de trabajo, aumentando inequidades, haciendo crecer la tasa de desempleo estructural y generando la emergencia de estructuras industriales no deseadas.

En esta línea, el informe de Goldman Sachs citado arriba (Hatzius, 2023) argumentó que hasta 300 millones de empleos a nivel mundial podrían ser afectados en los próximos años por el avance de la IA. Por otra parte, según economistas del American Investment Bank han predicho que la IA reemplazará a los humanos en 46% de las tareas administrativas, en el 44% de empleos del rubro legal, y en 37% de aquellos empleos vinculados a profesionales de la arquitectura y de la ingeniería (Trabelsi, 2024).

Finalmente, un informe de McKinsey & Company (2019) acerca del impacto de la IA en Australia argumenta que esta tecnología cambiará la naturaleza y la combinación de los empleos en ese país, planteando desafíos en materia de habilidades y equidad en todos los sectores, ocupaciones y regiones. Sin un esfuerzo concertado para apoyar a los trabajadores desplazados a capacitarse y reincorporarse a la fuerza laboral, el desempleo en Australia podría aumentar hasta un 2.5 por ciento y la desigualdad de ingresos podría ampliarse hasta un 30 por ciento.

C. Evidencia empírica hasta la fecha

La evidencia empírica hasta la fecha es escasa y muy acotada al estudio de ciertas realidades específicas a partir de modelos microeconómicos. En buena medida, ello se debe a la dificultad de obtener datos confiables que permitan un análisis a gran escala. Como señalan Raj y Seamans (2018), los datos limitados reducen la comprensión del impacto de la IA en el desempeño económico, lo que deja algunas preguntas relevantes sin respuesta. Hasta la fecha, se han explorado diferentes estrategias metodológicas para superar esta limitación. Los más relevantes son el uso de herramientas de IA para analizar textos con el fin de construir conjuntos de datos para análisis empíricos (Mishra et al., 2020), estudios de casos (Wamba-Taguimdje et al., 2020) o encuestas (Chen et al., 2022; Wamba, 2022; Kumar et al., 2023).

Por ejemplo, Mishra et al. (2020) examinan el vínculo entre el enfoque de las empresas en la IA y su eficiencia operativa para una muestra de empresas que cotizan en bolsa en EE. UU. durante el período 2005-2019. Los autores miden el enfoque de la IA a través del análisis de texto, buscando términos asociados con la IA en memorias y cuentas de resultados de empresas. Los autores han desarrollado un sistema de ecuaciones simultáneas para probar empíricamente los efectos derivados de la adopción de la IA. Los hallazgos confirman que la IA está asociada con la creación de empleo y una mayor rentabilidad neta, eficiencia operativa y retorno de la inversión en marketing. Destacan a su vez que la automatización basada en la IA puede reducir los costos, pero potencialmente también puede aumentarlos en caso de que se creen nuevos puestos de trabajo.

Wamba-Taguimdje et al. (2020) analizan la influencia de la IA en el desempeño empresarial con un enfoque en el valor de los proyectos de transformación digital basados en la IA. Su investigación revisa 500 estudios de casos de empresas tecnológicas e identifica la influencia de la IA en el desempeño de estas organizaciones y en la creación de valor. Los autores concluyen que la IA proporciona varios beneficios, como la optimización de los procesos existentes. Como resultado, la IA podría mejorar el desempeño organizacional (financiero, de marketing y administrativo) y la eficiencia de los procesos. Por su parte, Kumar et al. (2023) analizan los beneficios competitivos y sociales del *machine learning* y el uso de la IA en organizaciones empresariales. Su investigación examina estos efectos utilizando las respuestas de 239 directores de tecnología (CTO) de organizaciones indias a través de un modelo de sistema de ecuaciones estructurales (SEM). Sus hallazgos sugieren que el *machine learning* y las tecnologías de IA influyen positivamente en las capacidades dinámicas de las empresas.

Con un enfoque empírico similar, Wamba (2022) enfatiza cómo la adopción de IA puede conllevar una mayor agilidad organizacional en cadenas de suministro, y a un desempeño empresarial más sólido. Los autores utilizan una encuesta en línea para recopilar datos de 205 ejecutivos que trabajan en la cadena de suministro de empresas en los Estados Unidos y analizarlos a través de un modelo de

ecuaciones estructurales. Sus hallazgos confirman la importancia de la adopción de la IA para mejorar el desempeño empresarial. Los autores también determinan que la agilidad organizacional y el mejoramiento de relaciones con clientes son variables parciales complementarias aumentando los efectos positivos entre la asimilación de la IA y el desempeño de la empresa.

Utilizando datos de una encuesta, Chen et al. (2022) proponen un modelo empírico que relaciona las capacidades de la IA con el desempeño empresarial. Los autores construyen un indicador de capacidades de IA utilizando información asociada con recursos tangibles e intangibles, además de capital humano. Utilizando datos obtenidos de empresas de comercio electrónico en China, se construye un modelo de ecuaciones estructurales, determinándose que las capacidades asociadas con la IA afectan indirectamente el desempeño de las empresas a través de variables como la creatividad gerencial, la gestión de la IA y la toma de decisiones impulsada por la IA.

Una dimensión adicional del impacto económico de IA incorporada recientemente se refiere al análisis del excedente del consumidor generado por la inteligencia artificial generativa. Basado en el marco teórico del estudio de excedente del consumidor de bienes digitales (Brynjolfsson et al., 2019a; Brynjolfsson et al., 2024), la investigación se enfoca en medir el excedente de plataformas ofrecidas de manera gratuita (Facebook, Google, Twitter) a partir del concepto de *Willingness To Accept*, medido como "Cuánto estaría dispuesto a recibir en compensación por ser desconectado de una plataforma determinada"⁷. Al momento, ya se ha generado una primera investigación en relación a la adopción de ChatGPT, donde, a partir de 500 encuestas en Estados Unidos, los usuarios definen una valoración de US\$ 50 mensuales, lo que demuestra la importancia del excedente del consumidor en el cálculo de valor económico (Collis, 2025).

D. Conclusión

Como puede observarse a partir de esta revisión de las investigaciones sobre el impacto económico de IA el grado de consenso alrededor de la evidencia es limitado:

- Si bien Bassetti et al. (2020), Damioli et al. (2021), Bassetti et al. (2022) y Brynjolfsson et al. (2018) argumentan que la IA es una tecnología de propósito general con efectos económicos que van más allá de los bienes de capital regulares e incremento de la productividad en la mayoría de las industrias, Trabelsi (2024) considera que los efectos de la IA en el crecimiento económico no serán uniforme en todos los sectores y regiones. De hecho, Corrado et al. (2021) incluso arroja dudas sobre si la IA debería ser considerada una tecnología de propósito general, lo que explicaría el "bajo impacto" de la misma en la productividad. Este punto abre la pregunta sobre si, independientemente del gasto en IA, su bajo impacto en la productividad replantea la existencia de la "paradoja de Solow".
- Mientras algunos analistas estiman impactos económicos significativos, en particular aumento de la productividad (Hatzius, 2023), otros (Acemoglu, 2025) sugieren que el impacto macroeconómico de la IA será modesto, cuantificándose como un incremento de la productividad total de los factores de 0.71% a lo largo de diez años. Coincidiendo con esta conclusión, Storm (2022) no espera que la IA genere mayores ganancias de productividad que las tecnologías de propósito general anteriores. Es por ello por lo que Schmelzing (2020) predice una futura disminución a largo plazo de la productividad, en la que la IA solo actuará como paliativo.

⁷ Es decir que, al establecer un valor por la desconexión, el usuario determina una métrica indirecta de beneficio. la pregunta de la encuesta es: "Would you be willing to stop using ChatGPT for one month in exchange for US\$ 50?"

- Un área donde puede visualizarse un comienzo de acuerdo en la evidencia generada hasta el momento es el impacto diferencial de productividad entre trabajadores calificados y no calificados. Este es el caso de Toner-Rodgers (2024) a partir de un estudio de un laboratorio de I+D. De manera indirecta, Trabelsi (2024) argumenta que la IA puede generar una importante polarización en el mercado de trabajo. Indirectamente, Brynjolfsson et al., 2018 detectan un impacto de la IA en productividad laboral, aunque mucho menos clara en productividad multifactorial.

Asimismo, el trabajo empírico se ha visto limitado por la falta de series estadísticas macroeconómicas confiables:

- El impacto en la productividad es medido en base a modelos y evidencia microeconómica (Brynjolfsson et al., 2020), análisis de textos con el fin de construir conjuntos de datos para análisis empíricos (Mishra et al., 2020), estudios de casos (Wamba-Taguimdje et al., 2020) o encuestas (Chen et al., 2022; Wamba, 2022; Kumar et al., 2023).
- La mayor parte de los efectos de la IA en el mercado laboral se han focalizado en los análisis de tareas a partir de la base O*NET OnLine que compila una desagregación de más de 900 ocupaciones, aunque no existen coincidencias respecto a la capacidad de este análisis para reflejar el impacto de la IA. Esta es la discusión entre Acemoglu y Restrepo (2018) con su modelo de crecimiento endógeno y Gries y Naude (2022) que proponen un análisis basado en habilidades.

Finalmente, puede observarse una ausencia de evidencia empírica basada en el análisis de series estadísticas a nivel macroeconómico. Esto abre el camino a contribuciones como la que se detalla a continuación.

III. Implicancias de política pública

Los resultados del análisis empírico presentados en el capítulo anterior permiten concluir que un 1% del crecimiento en el gasto de IA se puede asociar a un 0.036% del crecimiento del PIB, efecto que se materializa a través de la mejora de productividad del trabajo calificado. Sobre la base de los efectos medidos a nivel del panel global se ha simulado el impacto económico para América Latina. El impacto, una vez anualizado, es encabezado por Brasil y México en niveles muy similares (US\$ 5.3 mil millones). En tercer lugar, se sitúa Argentina, con un impacto en torno a 250 millones de dólares anuales.

Considerando que el aumento de la productividad se produce a partir del empleo calificado, es importante comparar su nivel en América Latina en relación con otras economías avanzadas (véase el cuadro 3).

Cuadro 3
Porcentaje de la población de más de 25 años con educación terciaria

Economías avanzadas		América Latina	
País	Porcentaje	País	Porcentaje
Canadá	65	Chile	38
Japón	59	Colombia	30
Emiratos Árabes Unidos	56	Argentina	28
Corea	55	Brasil	22
Reino Unido	55	México	22
Singapur	55	Perú	15
Estados Unidos	52		
Israel	51		
Australia	50		
Francia	46		
España	42		
Arabia Saudita	41		
Alemania	34		
Hong Kong	25		
Italia	21		

Fuente: Banco Mundial; análisis Telecom Advisory Services.

Como puede observarse en el cuadro, considerando que la palanca de aumento de la productividad a partir de la adopción de la inteligencia artificial pasa por la fuerza de trabajo calificado, América Latina enfrenta un entorno desafiante. Con la excepción de Chile, el resto de los países analizados alberga un porcentaje bajo de población con educación terciaria, lo que podría rezagar el impacto agregado de la tecnología al menos que se implementen políticas agresivas de educación general, lo que implica horizontes temporales extendidos.

A ello podría agregarse la necesidad de acelerar la implementación de la tecnología a partir de políticas convencionales de promoción de acumulación de capital intangible, lo que implica un despliegue agresivo de centros de tecnología con especialización sectorial para promover la adopción de tecnología especialmente en empresas pequeñas y medianas. El concepto de acumulación de capital intangible incluye capacitación de empleados y gerencia, el desarrollo de casos de uso con foco sectorial, y el asesoramiento para la reingeniería de procesos de negocio que permita asimilar la inteligencia artificial de manera productiva.

IV. Conclusiones

El objetivo de este documento a sido evaluar el estado actual de la IA en América Latina, y desarrollar un modelo que permita estimar empíricamente el impacto que esta ha tenido en la economía regional en años recientes. Para ello se ha tomado como referencia los datos de gasto en IA desarrollados por IDC, que cubren una muestra de 26 países para el período 2019-2023. De acuerdo con estos datos, América Latina está rezagada con respecto a la mayoría de las economías avanzadas en términos de gasto en IA, que ascendió a US\$ 2.6 mil millones en 2023, lo que representa solamente el 1.56% de la demanda mundial, cuando por otra parte la economía de la región representa cerca del 6.3% del PIB mundial.

El modelo desarrollado permite estimar diferentes elasticidades de sustitución entre dos factores cualesquiera, a partir de una función de producción CES de dos niveles, que utiliza como factores de producción al stock de capital físico, al trabajo calificado y el trabajo no calificado. En dicha función de producción, se modeliza al gasto en IA como potencial expensor de la productividad del capital y del trabajo calificado.

Las estimaciones del modelo propuesto se llevan a cabo a través de los métodos de mínimos cuadrados no lineales y de GMM. Los resultados son robustos en verificar que efectivamente la IA ha contribuido a incrementar la productividad del trabajo calificado, aunque no hay evidencia que haya hecho lo propio, de momento, con la productividad del capital. Los resultados permiten concluir que un 1% del crecimiento en el gasto de IA se puede asociar a un 0.036% del crecimiento del PIB, efecto que se materializa a través de la mejora de productividad del trabajo calificado.

Otros resultados de interés son la evidencia en torno a la sustitubilidad entre el capital y el trabajo calificado, influenciado asimismo por la IA, por una parte, y el trabajo no calificado, por otra parte. Por otro lado, se ha encontrado cierta evidencia de complementariedad entre el capital físico y el trabajo calificado. Finalmente, se estudia el nivel de uso de la IA generativa como un elemento adicional que puede impactar en la productividad del trabajo y del capital. Los resultados sugieren que el uso de la IA generativa efectivamente contribuye de forma significativa a incrementar la productividad del trabajo, una vez que se acota el período temporal del panel estimado.

A nivel de América Latina, el impacto, una vez anualizado, es encabezado por Brasil y México en niveles muy similares (US\$ 5.3 mil millones). En tercer lugar, se sitúa Argentina, con un impacto en torno a US\$ 250 millones.

En definitiva, puede afirmarse que la IA ha tenido una expansión limitada en la región hasta el momento, pese a lo cual se ha apreciado un impacto económico relevante en aquellas economías más fuertes de la región como son Brasil y México. Para los próximos años, se hace relevante poder estudiar medidas que permitan acelerar la difusión de esta tecnología entre las empresas latinoamericanas, para poder maximizar el aprovechamiento que la región hace de la misma.

Considerando que la palanca de aumento de la productividad a partir de la adopción de la inteligencia artificial pasa por la fuerza de trabajo calificado, América Latina enfrenta un entorno desafiante, lo que podría rezagar el impacto agregado de la tecnología al menos que se implementen políticas agresivas de educación general, lo que implica horizontes temporales extendidos.

A ello debe agregarse la necesidad de acelerar la implementación de la tecnología a partir de políticas convencionales de promoción de acumulación de capital intangible (capacitación de empleados y gerencia, el desarrollo de casos de uso con foco sectorial, y el asesoramiento para la reingeniería de procesos de negocio), lo que implica un despliegue agresivo de centros de tecnología con especialización sectorial para promover la adopción de tecnología especialmente en empresas pequeñas y medianas.

V. Modelo teórico

Nuestro objetivo es proponer un modelo teórico que evalúa los mecanismos a través de los cuales la IA puede ejercer un impacto económico y evaluarlo de manera empírica usando un panel de datos macroeconómicos para 26 países entre el 2019 y el 2023. Para permitir la medición de diferentes elasticidades de sustitución entre dos factores posibles, utilizamos una función de producción CES (Constant Elasticity of Substitution) de dos niveles (Sato, 1967; Duffy et al., 2003). Los factores de producción son el stock de capital físico (K), el trabajo calificado (S) y el trabajo no calificado (N), cuya especificación básica puede modelarse de la siguiente forma:

$$Y_{it} = A_{it} \left[\alpha [\beta A_{it}^K K_{it}^\theta + (1 - \beta) A_{it}^S S_{it}^\theta]^{\frac{\rho}{\theta}} + (1 - \alpha) N_{it}^\rho \right]^{\frac{1}{\rho}}$$

Donde Y representa el producto interno bruto (PIB), y los subíndices i y t indican país y año, respectivamente. El término A_{it} representa la productividad total de los factores. Por su parte, α y β son parámetros que toman valores entre cero y uno, y que reflejan la relativa importancia de los diferentes factores de producción. Un elemento clave de la función de producción propuesta es la interpretación de los parámetros θ y ρ , que dependiendo del valor que toman, nos permitirá evaluar en que medida los diferentes factores de producción son complementarios o sustitutos.

Como su nombre lo indica, la función de producción CES presenta elasticidad de sustitución constante entre factores. Se trata de un marco general que resulta propicio para estimar como se vinculan los diferentes factores de producción. En ese sentido, cabe mencionar que las funciones de producción de proporciones fijas que denota complementariedad perfecta (Leontief), la lineal que denota factores perfectamente sustitutos, y la Cobb-Douglas son todos casos particulares de la función de producción CES.

Comenzando con θ , este parámetro permitirá identificar la relación entre el trabajo calificado y el capital físico. La elasticidad de sustitución entre capital físico y trabajo calificado se puede aproximar de la siguiente forma: $\sigma_{K-S} = \frac{1}{1-\theta}$, por lo que puede afirmarse que:

$$\sigma_{K-S} = \begin{cases} 0 & \text{si } \theta \rightarrow -\infty \\ 1 & \text{si } \theta = 0 \\ \infty & \text{si } \theta = 1 \end{cases}$$

De donde se deduce que el capital físico y trabajo calificado serán:

$$\begin{cases} \text{complementarios perfectos,} & \text{si } \theta \rightarrow -\infty \\ \text{complementarios brutos,} & \text{si } -\infty < \theta < 0 \\ \text{independientes,} & \text{si } \theta = 0 \\ \text{sustitutivos brutos,} & \text{si } 0 < \theta < 1 \\ \text{sustitutivos perfectos,} & \text{si } \theta = 1 \end{cases}$$

Por tanto, un valor positivo de θ indicaría una relación de sustitubilidad, mientras que uno negativo significaría complementariedad. Por otra parte, si tal parámetro fuera cero, ambos factores de producción serían independientes (como se refleja, por ejemplo, en las funciones de producción Cobb-Douglas). Considerando la literatura especializada (Duffy et al., 2003; Krusell et al., 2000), esperamos que el vínculo entre capital físico y trabajo calificado sea complementario, es decir $\theta < 0$.

Por otra parte, y siguiendo a Duffy et al. (2003), asumimos que capital físico y trabajo calificado actúan como un factor compuesto en su relación con el trabajo no calificado. De esta forma, el vínculo entre ambos se interpreta a partir del parámetro ρ . Por tanto, la elasticidad de sustitución entre el factor compuesto y el trabajo no calificado se representa como: $\sigma_{KS-N} = \frac{1}{1-\rho}$ por lo que puede afirmarse que:

$$\sigma_{KS-N} = \begin{cases} 0 & \text{si } \rho \rightarrow -\infty \\ 1 & \text{si } \rho = 0 \\ \infty & \text{si } \rho = 1 \end{cases}$$

De donde se deduce que el factor compuesto y trabajo no calificado serán:

$$\begin{cases} \text{complementarios perfectos,} & \text{si } \rho \rightarrow -\infty \\ \text{complementarios brutos,} & \text{si } -\infty < \rho < 0 \\ \text{independientes,} & \text{si } \rho = 0 \\ \text{sustitutivos brutos,} & \text{si } 0 < \rho < 1 \\ \text{sustitutivos perfectos,} & \text{si } \rho = 1 \end{cases}$$

Así, ρ tomará un valor positivo en caso de sustitubilidad y negativo en caso de complementariedad (y cero en caso de que el factor compuesto y el trabajo no calificado sean independientes el uno del otro). Naturalmente, en este caso esperamos que el capital y el trabajo calificado actúen como sustitutivos del trabajo no calificado, por lo que esperamos $\rho > 0$.

Un aspecto relevante en el análisis dependerá del tratamiento a dar a A_{it}^K y a A_{it}^S , es decir, la productividad asociada al capital y al trabajo calificado, respectivamente. Dado que el objetivo de este trabajo es analizar el rol de la IA en esta materia, modelizamos ambos elementos de la siguiente forma:

$$A_{it}^K = e^{\delta_K A_{it}}$$

$$A_{it}^S = e^{\delta_S A_{it}}$$

Es decir, la idea es verificar en qué medida el gasto en IA contribuye a incrementar la productividad del capital y del trabajo calificado. En ese sentido, si se verifica que $\delta_K > 0$, ello implicaría que la IA aumenta la productividad marginal del capital, mientras que un hipotético valor de $\delta_S > 0$ implicaría que la IA incrementa la productividad marginal del trabajo calificado. De igual forma, si

$\delta_K = 0$ o $\delta_S = 0$, ello implicaría que la IA no cumple ningún rol en incrementar la productividad marginal del capital o del trabajo calificado, respectivamente.

Sustituyendo los términos asociados a la productividad del capital y del trabajo calificado en la función de producción, obtenemos:

$$Y_{it} = A_{it} \left[\alpha [\beta (e^{\delta_K A_{it}} K_{it})^\theta + (1 - \beta) (e^{\delta_S A_{it}} S_{it})^\theta]^{\frac{\rho}{\theta}} + (1 - \alpha) N_{it}^\rho \right]^{\frac{1}{\rho}}$$

Aplicando logaritmos a la función de producción, se obtiene la siguiente expresión:

$$\ln Y_{it} = \ln A_{it} + \frac{1}{\rho} \ln \left[\alpha [\beta (e^{\delta_K A_{it}} K_{it})^\theta + (1 - \beta) (e^{\delta_S A_{it}} S_{it})^\theta]^{\frac{\rho}{\theta}} + (1 - \alpha) N_{it}^\rho \right]$$

Donde se aprecia que persisten importante no-linealidades, provenientes de la naturaleza de la función CES. Ello implica que el análisis econométrico no puede ser realizado a través de mínimos cuadrados ordinarios (OLS), sino de mínimos cuadrados no lineales (NLS).

VI. Estimación empírica del modelo

Se ha conformado un panel de 26 países que cubre el período 2019-2023, es decir, el período reciente de rápida expansión de la IA. Si bien hubiese sido deseable realizar el análisis econométrico exclusivamente para América Latina, ello no ha sido posible debido a la escasez de datos. Los países incluidos son los que se reflejan en el cuadro 4.

Cuadro 4
Países incluidos en la muestra

Argentina	Francia	Corea	España
Australia	Alemania	México	Turquía
Brasil	Hong Kong	Perú	Emiratos Árabes Unidos
Canadá	India	Rusia	Reino Unido
Chile	Israel	Arabia Saudita	Estados Unidos
China	Italia	Singapur	
Colombia	Japón	Sudáfrica	

Fuente: Elaboración propia.

Las variables por utilizar en la estimación empírica del modelo se detallan en el cuadro 5. La variable dependiente será el producto interno bruto (PIB), obtenido de la base de datos del Fondo Monetario Internacional (FMI). Para el stock de capital, se toma el valor de 2019 reportado en las Penn World Tables (PWT), y se proyecta hasta 2023 tomando la inversión anual según el FMI y la tasa de depreciación del capital por país según PWT. Tanto el PIB como el stock de capital son deflactados y convertidos a paridad de poder adquisitivo (PPA), en dólares de 2021.

Cuadro 5
Variables por utilizar en las regresiones econométricas
(En dólares)

Variable	Descripción	Media	Desvío estándar	Fuente
Y	Producto Interno Bruto real (billones de dólares de 2021 en PPA).	4 465,637	6 724,309	FMI
K	Stock de capital físico real (billones de dólares de 2021 en PPA).	18 864 270	27 425 060	PWT / FMI
S	Trabajo calificado (trabajadores con estudios terciarios, en miles).	19 711 680	30 540 920	FMI / BM
N	Trabajo no calificado (trabajadores sin estudios terciarios, en miles).	59 807 830	138 788 300	FMI / BM
AI	Gasto en IA (billones de dólares).	4 938	12 755 590	IDC
ChatGPT visitas	Cantidad de visitas al dominio de ChatGPT (en millones).	125 714	458 417	Semrush
ChatGPT usuarios	Cantidad de usuarios únicos que han visitado el dominio de ChatGPT (en millones).	28 345	106 736	Semrush
BB	Penetración de banda ancha fija (% hogares).	1,005	0,657	ITU / TAS

Fuente: Elaboración propia.

El nivel de empleo se obtiene del FMI, y la cantidad de trabajadores se clasificará como calificados o no calificados dependiendo de la obtención de un título terciario. Para ello, se toma como referencia el porcentaje de la población mayor a 25 años con estudios terciarios según el Banco Mundial, que se multiplica por la cantidad de trabajadores para realizar la distinción entre calificados y no calificados.

Con respecto a la IA, se toma como referencia la variable de gasto en esta tecnología, reportada por IDC. Un aspecto relevante para tener en cuenta es si esta variable debe ser también deflactada y convertida a PPA como se hizo con el PIB y el capital. Por consistencia con las restantes variables, debería realizarse la conversión, aunque ello genera una serie de inconvenientes. En primer lugar, debido a que el deflactor del PIB no es un índice válido para remover la inflación del gasto de IA, dado que es un indicador que toma en cuenta todos los productos producidos en el país, mientras que en este caso se trata de un elemento único y concreto, como es el gasto en IA. Este argumento se ve reforzado cuando se tiene en cuenta que, a diferencia del resto de la economía, los bienes y servicios digitales suelen tener precios decrecientes (de acuerdo con lo proyectado por la Ley de Moore), es decir, no suelen responder a parámetros de ajuste inflacionario, lo que aconseja no realizar tal ajuste en ausencia de un índice de precios específico del sector. En adición a ello, la conversión en PPA pierde sentido si se asume que los precios son relativamente uniformes entre distintos países, con un número limitado de proveedores que abastecen a todo el mundo. Considerando todo ello, en las regresiones econométricas se utilizará la variable de IA tanto en su versión ajustada como sin ajustar, y se discutirán los resultados.

Finalmente, todas las estimaciones incorporan efectos fijos por país y por año. Ello permite absorber aspectos inobservables que pueden hacer a algunos países más productivos que otros por razones culturales, idiosincráticas, o institucionales, siempre y cuando sean invariantes en el tiempo. La adición de los efectos fijos por año, por su parte, permite contemplar por el crecimiento tecnológico exógeno, así como absorber shocks cíclicos que afectan a todas las economías en su conjunto (por ejemplo, los efectos del COVID-19 en 2020). De esta forma se da tratamiento al término A_{it} representado en la función de producción.

A. Resultados para el modelo base

Se presentan en el cuadro 6 las estimaciones base realizadas por el método de mínimos cuadrados no lineales. Para favorecer el proceso de convergencia, la variable de gasto en IA ha debido ser estandarizada, es decir, restándosele el valor medio y dividiéndola por el desvío estándar.

En las columnas (i) y (ii) presentamos las regresiones que contemplan el modelo base, con la variable de IA ajustada por PPA a precios constantes y sin realizar tal ajuste, como se ha discutido antes. En ambos casos puede apreciarse que $\delta_K = 0$, lo que sugiere que el gasto en IA no ha contribuido a hacer más productivo el capital físico. Por otra parte, se verifica que $\delta_S > 0$, al presentar coeficientes entre los

rangos de 0.38 y 0.62 siendo estadísticamente significativos, lo que sugiere que efectivamente la IA ha contribuido a incrementar la productividad del trabajo calificado. El modelo cuando se incluye la variable de IA sin deflactar ni ajustar por PPA parece funcionar mejor, al reflejar un mejor ajuste de acuerdo con el R cuadrado ajustado y por la suma de cuadrados de los residuos. Ello se verificará en los restantes pares de estimaciones reportadas en el cuadro 6 ((iii) vs (iv); (v) vs (vi); y (vii) vs (viii)). Por tal motivo, se entiende conveniente proceder el análisis utilizando la versión no ajustada de esta variable.

Cuadro 6
Estimaciones por mínimos cuadrados no lineales

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)	(vii)	(viii)
Constante	-1,7400 ^a [0,1606]	-1,3464 ^a [0,0247]	-1,4417 ^a [0,0731]	-1,5191 ^a [0,0568]	-1,4235 ^a [0,0182]	-1,6321 ^a [0,1049]	-1,8544 ^a [0,1718]	-1,4618 ^a [0,0558]
α	0,5575 ^a [0,0414]	0,5981 ^a [0,0311]	0,5381 ^a [0,0442]	0,5937 ^a [0,0314]	0,5566 ^a [0,0390]	0,5981 ^a [0,0313]	0,5383 ^a [0,0406]	0,5938 ^a [0,0316]
β	0,1563 ^c [0,0861]	0,2151 ^a [0,0648]	0,1387 [0,0865]	0,2121 ^a [0,0655]	0,1594 ^b [0,0740]	0,2117 ^a [0,0607]	0,1381 ^a [0,0752]	0,2080 ^a [0,0613]
ρ	0,9348 ^a [0,2569]	0,9310 ^a [0,2505]	0,8847 ^a [0,2606]	0,9103 ^a [0,2616]	0,9310 ^a [0,2538]	0,9308 ^a [0,2489]	0,8857 ^a [0,2588]	0,9120 ^a [0,2607]
θ	-1,7217 [1,4648]	-1,0616 [0,6492]	-1,6121 [1,5684]	-1,0496 [0,6524]	-1,6106 ^a [0,4304]	-1,2078 ^a [0,2094]	-1,6376 ^a [0,4484]	-1,2101 ^a [0,2120]
δ_k	0,0100 [0,1042]	-0,0248 [0,1072]	-0,0026 [0,1418]	-0,0275 [0,1112]				
δ_s	0,3848 ^b [0,1685]	0,6180 ^a [0,0774]	0,4367 ^b [0,2051]	0,6228 ^a [0,0782]	0,3911 ^a [0,1341]	0,6201 ^a [0,0826]	0,4348 ^a [0,1454]	0,6250 ^a [0,0836]
δ_{BB}			-0,0311 [0,0397]	-0,0120 [0,0369]			-0,0310 [0,0389]	-0,0113 [0,0369]
Efectos fijos de país	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos de año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Variable IA	Ajustada por precios constantes y PPA	No ajustada	Ajustada por precios constantes y PPA	No ajustada	Ajustada por precios constantes y PPA	No ajustada	Ajustada por precios constantes y PPA	No ajustada
Resid. SS	0,0688	0,0629	0,0683	0,0627	0,0688	0,0629	0,0683	0,0628
Adj R2	0,9994	0,9995	0,9994	0,9995	0,9994	0,9995	0,9994	0,9995
Obs	130	130	129	129	130	130	129	129
Método	NLS	NLS	NLS	NLS	NLS	NLS	NLS	NLS

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Errores estándar robustos entre paréntesis.

^a $p < 1$.

^b $p < 5\%$.

^c $p < 10\%$.

Otros resultados a destacar en el modelo es que $\rho > 0$, lo que sugiere sustitución entre el factor compuesto (por capital y el trabajo calificado, influenciado asimismo por la IA) y el trabajo no calificado. Cabe mencionar que los valores que toma ρ son cercanos a la unidad, lo que indica un alto grado de sustitución. Por otra parte, se verifica $\theta < 0$, aunque solo es estadísticamente significativo una vez se omite de las regresiones el rol de la IA en la productividad del capital (dado que no es significativo en ningún caso, se omite en las regresiones que van desde la columna (v) a (viii)). Ello sugiere evidencia de complementariedad entre el capital físico y el trabajo calificado, como era de esperarse de acuerdo con lo relevado en la literatura.

Por otra parte, en determinadas regresiones incorporamos a la penetración de banda ancha fija como parte del componente A_{it} , es decir, como elemento de productividad neutro de factores. El objetivo es poder controlar por la difusión de tecnologías digitales menos sofisticadas (columnas (iii), (iv), (vii) y (viii)). Los resultados para los parámetros asociados a la IA no cambian, pudiendo por tanto afirmar que el papel de esta tecnología para incrementar la productividad del trabajo calificado es robusto.

B. Control de la endogeneidad

En este capítulo abordamos los posibles problemas de endogeneidad que pueden surgir asociados a la variable de IA. Es posible que la variable de actividad económica y la de IA se determinen simultáneamente. Por otra parte, ambas variables podrían estar influidas por otras variables no contempladas en el modelo, aunque este último riesgo es menor dado que las regresiones realizadas incorporan efectos fijos de país y año, y variables relevantes como trabajo calificado y penetración de banda ancha. Para ello se procederá con la metodología del Método Generalizado de Momentos (GMM), que permite incorporar instrumentos y a la vez estimar modelos no lineales. Como instrumentos, utilizamos la cantidad de papers académicos sobre temas relacionados con IA publicados por universidades locales en el pasado (tomamos los períodos 2005-2009, 2010-2014, y 2015-2019)⁸. Los resultados se presentan en el cuadro 7.

Cuadro 7
Estimaciones por el método generalizado de momentos

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)
Constante	-1.5736 ^a [0.0370]	-1.5727 ^a [0.0886]	-1.5733 ^a [0.0896]	-1.5473 ^a [0.0295]	-1.6006 ^a [0.3748]	-1.5803 ^a [0.4599]
α	0.5786 ^a [0.0888]	0.5606 ^a [0.1140]	0.5456 ^a [0.1158]	0.5502 ^a [0.0547]	0.6023 ^a [0.1375]	0.6082 ^a [0.1660]
β	0.2965 ^b [0.1305]	0.2457 ^b [0.1122]	0.2704 ^a [0.0934]	0.2485 ^a [0.0683]	0.2721 ^a [0.0736]	0.2909 ^a [0.0766]
ρ	0.7254 [0.7541]	0.6249 [1.0775]	0.4560 [1.0886]	0.5152 [0.5131]	0.9689 [1.3039]	0.9873 [1.5821]
θ	-0.7820 [2.5082]	-1.2073 [2.3189]	-0.7950 [1.7491]	-1.0829 ^a [0.1940]	-0.9876 ^a [0.1774]	-0.9622 ^a [0.1655]
δ_k	-0.0285 [0.6313]	0.0206 [0.2916]	-0.0454 [0.4355]			
δ_s	0.6960 ^a [0.2591]	0.5852 ^a [0.2032]	0.6032 ^b [0.2937]	0.5567 ^a [0.1240]	0.6595 ^a [0.1776]	0.6699 ^a [0.2265]
δ_{BB}		0.0080 [0.0666]	-0.0206 [0.0735]		0.0252 [0.0724]	0.0072 [0.0771]
Efectos fijos de país	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos de año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Tratamiento IA	Endógeno	Endógeno	Endógeno	Endógeno	Endógeno	Endógeno
Tratamiento BB	n.a.	Exógeno	Endógeno	n.a.	Exógeno	Endógeno
Observaciones	125	124	124	125	124	124
Método	GMM	GMM	GMM	GMM	GMM	GMM

Fuente: Elaboración propia.

Nota: Errores estándar robustos entre paréntesis.

^a $p < 1$.

^b $p < 5\%$.

Las estimaciones presentadas en la columna (i) verifican los resultados anteriores, en el sentido de que el parámetro δ_s es positivo y significativo, verificando nuevamente la relevancia de la IA para incrementar la productividad del trabajo calificado. Asimismo, en las regresiones presentadas en las columnas (ii) y (iii) introducimos a la penetración de banda ancha como parte de la PTF, sin que ello

⁸ Fuente: OCDE. *Artificial intelligence Policy Observatory*.

altere significativamente los resultados en lo que respecta al rol de la IA. Ello se realiza considerando a la banda ancha primero como exógena (en la columna (ii)) y luego como endógena (columna (iii)), utilizando como instrumentos la penetración de telefonía fija con retardo de 5 años.

Los resultados son robustos en verificar que efectivamente la IA ha contribuido a incrementar la productividad del trabajo calificado, aunque no hay evidencia que haya hecho lo propio, de momento, con la productividad del capital. Esto podría ser explicado por el hecho que la IA es más factible de ser aplicada para incrementar la productividad laboral (del trabajo calificado) que la eficiencia con la cual las firmas usan sus activos fijos (como maquinaria, edificios y equipamiento), Asimismo, la contribución de la IA a la productividad del trabajo calificado podría confirmar la sustituibilidad con el trabajo no calificado, generando efectos potenciales negativos en la fuerza de trabajo.

C. Modelo aumentado para incorporar la IA generativa

En esta sección incorporamos el nivel de uso de la IA generativa como un elemento adicional que puede impactar en la productividad del trabajo y del capital. Para ello, se recolectan datos de Semrush sobre cantidad de visitas y de usuarios únicos de ChatGPT durante 2023 (ver la metodología de extracción de datos de Semrush en el anexo) (véase el cuadro 8).

Cuadro 8
Número de usuarios de ChatGPT en países usados en la muestra (2023)
(En millones, promedio mensual)

País	Visitas a ChatGPT	Usuarios únicos de ChatGPT
Alemania	56 480	13 162
Arabia Saudita	8 705	3 340
Argentina	22 927	4 453
Australia	30 637	7 268
Brasil	134 556	25 642
Canadá	45 006	7 830
Chile	16 125	2 977
China	45 763	10 402
Colombia	38 840	5 987
Corea	28 763	9 087
Emiratos Árabes Unidos	10 619	2 285
España	42 974	9 706
Estados Unidos	319 501	77 396
Francia	43 722	8 377
Hong Kong	4 390	0 915
India	237 747	55 227
Israel	7 191	1 896
Italia	27 776	7 032
Japón	47 983	11 886
México	48 013	8 832
Perú	25 343	4 540
Reino Unido	58 735	11 437
Rusia	14 625	5 150
Singapur	13 765	3 110
Sudafrica	10 954	2 629
Turquía	20 767	6 504

Fuente: Semrush; análisis de Telecom Advisory Services.

Para los años anteriores de 2023, estas variables tomarán valores de cero, dado que la herramienta no existía por entonces⁹. Los resultados se presentan en el cuadro 9.

⁹ ChatGPT fue lanzada al mercado en noviembre de 2022, por lo que su uso productivo en ese año puede considerarse marginal.

Cuadro 9
Estimaciones incorporando IA generativa

	(i)	(ii)	(iii)	(iv)	(v)	(vi)	(vii)	(viii)
Constante	-1, 1702 ^a [0, 0269]	-1, 315 ^a [0, 1036]	-1, 3793 ^a [0, 0218]	-2, 5490 ^a [0, 0395]	-1, 5467 ^a [0, 1061]	-2, 0428 ^a [0, 1050]	-1, 6235 ^a [0, 2022]	-1, 6800 ^a [0, 0354]
α	0, 5906 ^a [0, 0288]	0, 5887 ^a [0, 0285]	0, 5556 ^a [0, 0271]	0, 5505 ^a [0, 0273]	0, 5921 ^a [0, 2214]	0, 5903 ^a [0, 0296]	0, 5581 ^a [0, 0235]	0, 5547 ^a [0, 0228]
β	0, 2151 ^a [0, 0683]	0, 2097 ^a [0, 0696]	0, 0785 [0, 0973]	0, 0639 [0, 0921]	0, 2119 ^a [0, 0627]	0, 2063 ^a [0, 0634]	0, 102 [0, 0768]	0, 0888 [0, 0730]
ρ	0, 9065 ^a [0, 2191]	0, 9007 ^a [0, 2118]	0, 7714 ^a [0, 2539]	0, 7965 ^a [0, 7354]	0, 8993 ^a [0, 2214]	0, 8923 ^a [0, 2145]	0, 8352 ^a [0, 2641]	0, 8452 ^a [0, 2360]
θ	-0, 7896 [0, 8739]	-0, 7810 [0, 8863]	-3, 0924 [2, 6517]	-3, 1371 [2, 9004]	-1, 1893 ^a [0, 2119]	-1, 2071 ^a [0, 2148]	-2, 0029 ^a [0, 6943]	-2, 0833 ^a [0, 7137]
δ_k -AI	-0, 1040 [0, 2806]	-0, 1115 [0, 2939]	0, 0331 [0, 0701]	0, 0310 [0, 0794]				
δ_k -GPT	0, 0000 [0, 0000]	0, 0000 [0, 0000]	0, 0000 [0, 0000]	0, 0000 ^c [0, 0000]				
δ_s -AI	0, 6509 ^a [0, 1148]	0, 6466 ^a [0, 1171]	0, 4120 ^b [0, 1930]	0, 4144 ^b [0, 1738]	0, 6309 ^a [0, 0859]	0, 6255 ^a [0, 0831]	0, 4201 ^a [0, 1290]	0, 4180 ^a [0, 1208]
δ_s -GPT	0, 0000 [0, 0001]	0, 0002 [0, 0002]	0, 0001 ^c [0, 0000]	0, 0004 ^b [0, 0002]	0, 0000 [0, 0001]	0, 0002 [0, 0002]	0, 0001 ^b [0, 0000]	0, 0004 ^b [0, 0002]
Efectos fijos de país	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Efectos fijos de año	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí	Sí
Variable ChatGPT	Visitas	Visitantes únicos	Visitas	Visitantes únicos	Visitas	Visitantes únicos	Visitas	Visitantes únicos
Resid. SS	0, 0621	0, 0620	0, 0157	0, 0154	0, 0624	0, 0623	0, 0161	0, 0158
Adj. R2	0, 9995	0, 9995	0, 9997	0, 9997	0, 9995	0, 9995	0, 9997	0, 9997
Obs.	130	130	78	78	130	130	78	78
Período	2019-2023	2019-2023	2021-2023	2021-2023	2019-2023	2019-2023	2021-2023	2021-2023

Fuente: elaboración propia.

Nota: Errores estándar robustos entre paréntesis.

^a p<1.

^b p<5%.

^c p<10%.

Tal como se presenta en el cuadro 9, las regresiones que incorporan la IA generativa no presentan efectos significativos para el uso de esta tecnología cuando se utiliza un horizonte temporal amplio, de 5 años, como se aprecia en las columnas (i) y (ii). Sin embargo, al acotar el período temporal del análisis a los años 2021 a 2023, como se realiza en las columnas (iii) y (iv), el panel se reduce a 3 años, dos en los cuáles no estaba disponible ChatGPT y uno en el que sí. En este último escenario, se puede apreciar como el uso de la IA generativa contribuye de forma significativa a incrementar la productividad del trabajo.

De todas maneras, los resultados podrán precisarse con la extensión de la serie estadística y del panel más allá del 2023.

VII. Efectos en América Latina

A. Cálculo de elasticidad derivada del modelo econométrico

Tomando la función de producción estimada, en logaritmos, y derivando con respecto a la IA, ello deriva en la siguiente expresión:

$$\frac{\partial \ln Y_{it}}{\partial AI} = \left[\frac{\alpha [\beta (K_{it})^\theta + (1 - \beta) (e^{\delta_S AI_{it}} S_{it})^\theta]^{\frac{\rho - \theta}{\theta}} (1 - \beta) e^{\theta \delta_S AI_{it}} (S_{it})^\theta \delta_S}{\alpha [\beta (K_{it})^\theta + (1 - \beta) (e^{\delta_S AI_{it}} S_{it})^\theta]^{\frac{\rho}{\theta}} + (1 - \alpha) N_{it}^\rho} \right]$$

Sustituyendo los parámetros estimados en la regresión más conservadora para lo que respecta al impacto de la IA, entre aquellas que omiten el efecto, no significativo, del efecto de la IA en la productividad del capital (aquella presentada en la columna (v) del Cuadro 3), y sustituyendo los valores de las variables por los medios de la muestra, puede obtenerse el resultado de esa derivada:

$$\frac{\partial \ln Y_{it}}{\partial AI} = 0.0999$$

Sin embargo, para analizar tal resultado, es importante tener en cuenta que la variable de IA ha sido estandarizada para llevar a cabo la regresión econométrica. Por lo tanto, el incremento de una unidad en tal variable (lo que se mide a través de la derivada reportada más arriba) es equivalente al incremento de un desvío estándar, que, en su versión no estandarizada, representa 12.756 mil millones de dólares según se observó en el Cuadro 5-2. Ello representa un incremento del 158.3% del valor medio (4.936 mil millones), o del 1153.6% si tomamos como referencia la mediana. Por lo tanto, si una variación que represente un incremento del 158.3% del valor medio (o 1153.6% con respecto a la mediana) se asocia con un valor de 0.0999 en la reportada derivada, puede inferirse que una variación que represente el 1% del aumento del gasto en IA representará un incremento del PIB de entre 0.01% y 0.06%, dependiendo del criterio tomado como referencia (media o mediana). Tomando la media de ambos valores, podemos vincular un 1% del crecimiento en el gasto de IA a un 0.036% del crecimiento del PIB. Esta es la elasticidad que se utilizará para simular los impactos económicos a continuación.

B. Impacto económico en los países de América Latina

El análisis por país de la región tiene sus complejidades, dado que, en Argentina, Brasil, Colombia y Perú, el gasto en IA se ha reducido entre 2019 y 2023 (véase el cuadro 10). Ello explica porque en su conjunto, el crecimiento del gasto en la región ha sido tan limitado (7.3%).

Cuadro 10
Gasto en IA por país de América Latina
(En millones de dólares)

País	2019	2020	2021	2022	2023	Promedio anual
Argentina	177,39	138,93	153,34	150,73	146,05	153,29
Brasil	1 119,28	1 173,44	929,22	1 162,43	1 084,20	1 093,71
Chile	154,48	186,94	217,15	144,96	163,45	173,39
Colombia	148,14	132,47	126,38	121,76	136,26	133,00
México	460,24	439,59	395,66	551,68	655,96	500,63
Perú	87,78	70,80	64,62	92,58	77,12	78,58

Fuente: IDC.

Tomando en cuenta ello, para estos países se toma un período temporal diferente para estimar el impacto anual en el PIB: 2020-2023 para Argentina, Colombia y Perú, y 2021-2023 para Brasil (véase el cuadro 11). Como puede apreciarse, el impacto, una vez anualizado, es encabezado por Brasil y México en niveles muy similares (US\$ 5 mil millones). En tercer lugar, se sitúa Argentina, con un impacto en torno a US\$ 236 millones anuales.

Cuadro 11
Estimaciones de impacto de la IA por país de América Latina
(En millones de dólares y porcentajes)

Descripción	Argentina	Brasil	Chile	Colombia	México	Perú	Fuente
Gasto en IA inicial	138 935	929 220	154 475	132 473	460 240	70 798	IDC
Gasto en IA 2023	146 045	1 084 199	163 452	136 264	655 963	77 122	IDC
Tasa de crecimiento del gasto en IA	5,118%	16,678%	5,811%	2,862%	42,526%	8,932%	(2)/(1)-1
Impacto en el PIB de crecimiento de 1% de gasto en IA	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	0,036%	Modelo econométrico
Impacto de la IA en el PIB	0,184%	0,600%	0,209%	0,103%	1,531%	0,322%	(3)*(4)
PIB inicial	385 218	1 670 650	278 040	270 348	1 305 200	206 461	IMF
Impacto de la IA en el PIB	709 705	10 030 959	581 680	278 531	19 981 849	663 880	(5)*(6)*(1000
Impacto anual de la IA en el PIB	236 568	5 015 479	145 420	92 844	4 995 462	221 293	(7)/(2023 año inicial)

Fuente: Elaboración propia.

Estos valores incluyen dos dimensiones del impacto económico de IA: el gasto de la tecnología, y su efecto derrame en el PIB. Considerando que la literatura de investigación en el impacto económico de bienes digitales incluye una tercera dimensión, el excedente del consumidor, es lógico considerar que los valores del cuadro 6-2 deberían aumentar para incluir este último. Nuestro análisis del uso de ChatGPT de acuerdo con los valores censados en Semrush indica que la intensidad de uso de la región es importante (véase el cuadro 12).

Cuadro 12
América Latina: número de usuarios de ChatGPT (2023)

País	Visitas a ChatGPT (en millones) promedio mensual	Usuarios únicos de ChatGPT (en millones) promedio mensual
Argentina	22 927	4 453
Brasil	134 556	25 642
Chile	16 125	2 977
Colombia	38 840	5 987
México	48 013	8 832
Perú	25 343	4 540

Fuente: Semrush; análisis de Telecom Advisory Services.

Una extrapolación del valor de US\$ 50 mensuales de excedente del consumidor determinado para el caso estadounidense sería imprudente por tres factores:

- i) El lanzamiento de la plataforma en Estados Unidos precedió en el tiempo a los países de América Latina.
- ii) Las versiones de la plataforma ofrecidas en la región también difieren de las últimas lanzadas en Estados Unidos.
- iii) De manera más fundamental, investigación reciente sobre la medición del excedente del consumidor en bienes digitales en 13 países (Brynjolfsson, 2025) indica que su valor oscila en 15 puntos porcentuales entre países cuando se mide como porcentaje del PIB per cápita.

De todas maneras, es dable concluir que nuestra estimación del impacto económico de la IA en América Latina debe ser mayor si llegásemos a incluir el beneficio de la tecnología a consumidores.

Bibliografía

- Acemoglu, D. (2025). The simple macroeconomics of AI. *Economic Policy*, 40(121), 13-58.
- Bassetti, T., Galvez, Y. B., Pavesi, F., & Del Sorbo, M. (2020). *Artificial intelligence: Impact on total factor productivity, e-commerce fintech*. Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2018). "Artificial intelligence and modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics". In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 23-57). Chicago: University of Chicago Press.
- Brynjolfsson, E., Collis, A., & Eggers, F. (2019a). Using massive online choice experiments to measure changes in well-being. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(15), 7250-7255.
- Brynjolfsson, E., Collis, A., Diewert, W. E., Eggers, F., & Fox, K. J. (2024). "GDP-B: Accounting for the value of new and free goods in the digital economy." *American Economic Journal: Macroeconomics* (in Press).
- Brynjolfsson, E., Collis, Liaqat, A., Kutzman, D., Garro, H., Deisenroth, D., Wernerfelt, N. (2025). The digital welfare of Nations: New measures of welfare gains and inequality. NBER Working Paper 31670. Retrieved in: https://www.nber.org/system/files/working_papers/w31670/w31670.pdf.
- Chen, D., Esperanca, J. P., & Wang, S. (2022). "The impact of artificial intelligence on firm performance: An application of the resource-based view to e-commerce firms". *Frontiers in Psychology*, 13, 884830.
- Collis, A. (2025). *Measuring the consumer benefits of AI*. Presentation at the conference "AI: Who wins and who loses?" at Carnegie Mellon University, Block Center for Technology and Society, March 6, 2025.
- Corrado, C., Haskel, J., & Jona-Lasinio, C. (2021). "Artificial intelligence and productivity: An intangible assets approach". *Oxford Review of Economic Policy*, 37(3), 435-458.
- Damioli, G., Van Roy, V., & Vertesy, D. (2021). "The impact of artificial intelligence on labor productivity". *Eurasian Business Review*, 11, 1-25.
- Gómez-Bengoechea, G. & Jung, J. (2024). "Beyond the Hype: AI and Productivity in Spanish Firms". *Journal of Information Policy*, 14.
- Gries, T., & Naudé, W. (2022). Modelling artificial intelligence in economics. *Journal for labour market research*, 56(1), 12.
- Hang, H., & Chen, Z. (2022). "How to realize the full potentials of artificial intelligence (AI) in digital economy? A literature review". *Journal of Digital Economy*, 1, 180-191.

- Hatzius, J. (2023). The Potentially Large Effects of Artificial Intelligence on Economic Growth (Briggs/Kodnani). Goldman Sachs, 1.
- Kumar, A., Bhattacharyya, S., & Krishnamoorthy, B. (2023). "Automation-augmentation paradox in organizational artificial intelligence technology deployment capabilities: An empirical investigation for achieving simultaneous economic and social benefits". *Journal of Enterprise Information Management*, ahead-of-print.
- Maswana, J. C. (2024). Exploring the growth effects of Artificial Intelligence in developing countries in Africa using a semi-endogenous growth model.
- McKinsey & Company (2019). Australia's automation opportunity - Reigniting productivity and inclusive income growth.
- Mishra, S., Ewing, M. T., & Pitt, L. (2020). "The effects of an articulated customer value proposition (CVP) on promotional expense, brand investment, and firm performance in B2B markets: A text-based analysis". *Industrial Marketing Management*, 87, 264-275.
- Raj, M., & Seamans, R. (2018). "Artificial intelligence, labor productivity, and the need for firm-level data". In *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 553-565). Chicago: University of Chicago Press.
- Schmelzing, P. (2020). "Eight Centuries of Global Real Rates, RG, and the 'Suprasecular' Decline." Bank of England (No. Staff Working Paper No. 845). London, 2020.
- Storm, S. (2022). "The Secular Stagnation of Productivity Growth." In *Handbook of Economic Stagnation*, edited by Randall Wray, Flavia Dantas, 37-58. Cambridge, MA: Academic Press, 2022.
- Syam, N., & Sharma, A. (2018). "Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice". *Industrial Marketing Management*, 69, 135-146.
- Toner-Rodgers, A. (2024). Artificial intelligence, scientific discovery, and product innovation. arXiv preprint arXiv:2412.17866.
- Trabelsi, M. A. (2024). The impact of artificial intelligence on economic development. *Journal of Electronic Business & Digital Economics*.
- Wamba, S. F. (2022). "Impact of artificial intelligence assimilation on firm performance: The mediating effects of organizational agility and customer agility." *International Journal of Information Management*, 67, 102544.
- Wamba-Taguimdje, S. L., Fosso Wamba, S., Kala Kamdjoug, J. R., & Tchatchouang Wanko, C. E. (2020). "Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: The business value of AI-based transformation projects". *Business Process Management Journal*, 26(7), 1893-1924.

Anexo A1

Metodología para la extracción de datos

“Semrush” es la fuente de datos principal de donde se recopilan datos sobre tráfico generado por el acceso a los sitios web y aplicaciones desde diferentes países, usuarios o tipos de dispositivos, clasificados según la agrupación de sus direcciones IP de acceso. Desde *Semrush*, se pueden obtener indicadores relacionados con el número de visitas, visitantes únicos y duración promedio de la sesión de las diferentes herramientas de IA como proxy del tráfico de datos. De la misma forma, esta herramienta, puede construir perfiles de usuario (geográfico, genero, etario) basándose en patrones y proyecciones sobre el comportamiento en línea.

Los datos de tráfico son agrupados de forma diaria, mensual o anual. Para este trabajo, se generó la compilación de los indicadores de forma mensual desde noviembre de 2022¹⁰ hasta diciembre de 2024 utilizando consultas manuales por país a través del acceso temporal e ilimitado a la herramienta¹¹. Los datos incluyen visitas totales, usuarios únicos y duración promedio de visita por dominio (sitio web o aplicación) desde cualquier tipo de dispositivos (fijo o móvil) en diferentes países.

El acceso a estos datos por sitio web o aplicación de inteligencia artificial, de forma individual (ver diagrama 1), permite el análisis de patrones de tráfico de las herramientas como ChatGPT o Google. El acceso a Semrush, permite la descarga de los indicadores por país mediante el acceso a al menos 5 páginas individuales con el conjunto de datos de consumo de tráfico por país. De forma manual, se realizó la agrupación de las métricas descritas para 227 economías del mundo presentes en el último mes disponible (diciembre 2024). En esa línea, se generó un panel de datos con 11,805 registros (26 datos por país por cada herramienta –Google y ChatGPT–) para los tres indicadores relevantes.

Diagrama 1
Acceso a datos de herramientas de IA en Semrush

Target	Visits	Unique Visitors	Purchase Conv...	Pages / Visit	Avg. Visit Duration	Bounce Rate
c...openai.com						
g...google.com						
poe.com	55.5M ↓0.37%	10.3M ↓2.02%		3.3 ↑3%	08:59 ↑6.73%	45.4% ↓0.99%
perplexity.ai	137.5M ↓4.09%	23M ↓0.53%		3.2 ↑4.13%	09:09 ↓1.44%	44.73% ↓2.39%
claude.ai	106.2M ↓9.33%	18.3M ↓2.69%		2.9 ↓4.82%	08:40 ↓6.64%	43.04% ↑3.15%

Fuente: Semrush.

¹⁰ Considerando el lanzamiento de la herramienta ChatGPT en dicho mes.

¹¹ Fuente: Semrush. <https://es.semrush.com/analytics/traffic/>.

En este informe de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL), elaborado en el marco de la Alianza Digital Unión Europea-América Latina y el Caribe, se examina el modo en que la inteligencia artificial (IA) está comenzando a transformar la economía de América Latina, así como los factores que limitan su pleno aprovechamiento. Mediante un enfoque novedoso, se desarrolla un modelo teórico y econométrico que permite estimar el impacto macroeconómico de la IA en distintos países, teniendo en cuenta su efecto sobre la productividad del trabajo calificado y la interacción entre distintos factores productivos.

En el análisis se combinan datos internacionales con una evaluación empírica específica de la situación regional. Además de medir y cuantificar el impacto de la IA, el informe describe algunos obstáculos clave, como el bajo nivel de inversión en IA y las limitaciones en materia de formación de capital humano, y ofrece lineamientos de política pública orientados a cerrar las brechas estructurales. Esta publicación constituye una herramienta de utilidad para los encargados de la formulación de políticas que buscan impulsar un desarrollo productivo e inclusivo en la era de la transformación digital.



Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL)
Economic Commission for Latin America and the Caribbean (ECLAC)

Acceso a la versión digital



<https://bit.ly/CEPAL2025-37S>