



DOI: <https://doi.org/10.46296/yc.v10i19.0970>

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SU RELACIÓN CON LA PRODUCTIVIDAD DEL SECTOR EDUCATIVO FORMAL EN MÉXICO

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND ITS RELATIONSHIP WITH PRODUCTIVITY IN THE MEXICAN FORMAL EDUCATION SECTOR

Machuca-Martínez Manuel ¹

¹ Profesor e Investigador Asociado del Departamento de Métodos Cuantitativos del Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas de la Universidad de Guadalajara. Guadalajara, México. Correo: manuel.machuca1293@academicos.udg.mx.

Resumen

La literatura sobre inteligencia artificial (IA) y productividad procede casi por completo de economías avanzadas y excluye de manera explícita al sector educativo, tratado como usuario de tecnología y no como actividad productiva. Este trabajo se analiza la relación entre la adopción de la IA y dos indicadores de productividad: laboral y del capital. Para ello se emplean las ramas del sector educativo formal de los Censos Económicos de 2024, los datos están agregados por entidad federativa y se estiman correlaciones simples y parciales de primer orden controlando en estas por el tamaño promedio del establecimiento, además, se contrasta la igualdad entre las ramas. Los resultados indican que la adopción se asocia negativamente con la productividad del capital en ambas ramas de estudio, sin diferencias entre ellas; en tanto que sólo es positiva con la productividad laboral de la educación superior ya que en la educación básica la asociación desaparece al controlar por el tamaño. De este modo, los resultados muestran que la relación entre IA y productividad no es uniforme entre factores lo que contrasta con la literatura previa centrada en indicadores agregados.

Palabras claves: inteligencia artificial; productividad laboral; productividad del capital; sector educativo.

Abstract

Research on artificial intelligence (AI) and productivity comes almost entirely from advanced economies and explicitly excludes the education sector, which is treated as a technology user rather than as a productive activity. This study examines the relationship between AI adoption and two productivity indicators: labor productivity and capital productivity. To this end, the branches of the formal education sector from the 2024 Economic Censuses are used. Data are aggregated by state, and simple and first-order partial correlations are estimated, with the latter controlling for average establishment size; in addition, equality across branches is tested. The results indicate that adoption is negatively associated with capital productivity in both branches under study, with no difference between them, whereas it is positively associated with labor productivity only in higher education, since in basic education the association disappears once size is controlled. Thus, the results show that the relationship between AI and productivity is not uniform across factors, which contrasts with the previous literature centered on aggregate indicators.

Keywords: artificial intelligence; labor productivity; capital productivity; education sector.

Información del manuscrito:

Fecha de recepción: 19 de mayo de 2026.

Fecha de aceptación: 20 de julio de 2026.

Fecha de publicación: 24 de agosto de 2026.



1. Introducción

La inteligencia artificial (IA) se presenta en el análisis económico como una innovación transversal dotada de autonomía y capacidad de mejora sobre su propio desempeño que la distinguen de otras tecnologías precedentes (Filippucci et al., 2024a). Sin embargo, conforme lo advierten Lu y Zhou (2021), conviene tener cautela sobre esta caracterización ya que su desarrollo se da sin un acuerdo sobre lo que designa el término motivando con ello buena parte de las discrepancias empíricas. Por tanto, para precisar, conforme al Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI] (2023), los Sistemas de Inteligencia Artificial (IA) son:

Sistemas que utilizan tecnologías como: minería de datos, visión por ordenador, reconocimiento verbal, generación de lenguaje natural, aprendizaje automático, aprendizaje profundo para reunir y/o utilizar datos con el fin de predecir, recomendar o decidir, con varios niveles de autonomía, la mejor medida para lograr metas específicas.

Por consiguiente, en la economía de la empresa la evidencia más firme sobre la relación de la IA con el desempeño de las unidades económicas es positiva y se analiza por diversos trabajos: Czarnitzki et al. (2023) la incorporan a la IA como un insumo intangible adicional en una función de producción para empresas alemanas; Yang (2022) la considera relacionada a las patentes concedidas a empresas electrónicas taiwanesas; y, Wu y Zhu (2025) y Lei et al. (2025) la contemplan con estimaciones sobre la productividad total de los factores en empresas chinas.

En cambio, la forma de esa relación no está establecida. Ke y Luo (2026) la estimaron sobre empresas chinas con una especificación que permite al efecto cambiar de signo según el grado de uso y hallaron una curva en forma de U-invertida, sin embargo, lo hacen sobre un indicador de productividad verde y no sobre las medidas que se emplean en este trabajo. No se dispone de otro trabajo que ponga a prueba esta posibilidad, ya que todos suponen de antemano una relación lineal y creciente por lo que, si el efecto se invierte pasado cierto umbral, un



solo coeficiente mezcla los dos tramos y arroja un promedio que no los describe adecuadamente.

Además, dos discusiones permanecen abiertas. La primera se refiere a cuánto de ese efecto llega a la economía en su conjunto: Lu y Zhou (2021) sostienen que la paradoja de la productividad sigue vigente, puesto que el crecimiento de la productividad agregada no repunta en las estadísticas y se ha desacelerado durante cinco décadas; en cambio, Filippucci et al. (2024b), lo sitúan entre 0.25 y 0.6 puntos porcentuales anuales de la productividad total de los factores — o entre 0.4 y 0.9 de la productividad laboral— tras ponderar las ganancias medidas en trabajadores y tareas por la exposición de cada sector y por la velocidad de adopción prevista.

Y la segunda cuestiona la especificidad misma del objeto por lo que no hay conclusión acerca de si el efecto es debido a la IA o a la digitalización en su conjunto; en este sentido, Yang (2022) verifica que el efecto de las patentes relativa a la IA no difiere del de otras patentes; y, Filippucci et al. (2024a) al controlar por otras tecnologías de información

sostienen una pérdida de significancia en la relación. En contraste, existe consenso sobre la falta de un efecto automático: Cedeño Macías et al. (2026) lo establecen como condicionado a la compatibilidad de las tareas, la complementariedad del capital humano y la disposición organizacional; y, Placeres Salinas et al. (2025) lo suponen supeditado a la capacitación del personal.

Por lo que respecta a México, lo que se conoce corresponde es a nivel nacional y no relativo a las unidades económicas en lo particular. De este modo, Jung y Katz (2025b) calculan, a partir de un panel de veintiséis países que busca explicar el gasto en IA, que la contribución en el país es de 1.531% del PIB, la mayor de América Latina; por otro lado, para países de Norte América Acosta Rodríguez (2025) encuentran un efecto positivo pero pequeño que atribuyen a la escasa participación en patentes e investigación.

Este diagnóstico es particular ya que la región concentra sólo el 1.56% de la demanda mundial de IA pese tener alrededor del 6.3% del PIB mundial (Jung y Katz, 2025b); además, su adopción es desigual ya que, con

datos de empresas brasileñas, Jung y Kats (2025a) sostienen que la adopción depende del tamaño de la unidad económica.

Además, generalmente no se describe cuánto rinde la tecnología sino cómo se la valora, de este modo: Álvarez Nava (2025) documenta con una encuesta a cuarenta y tres trabajadores mexicanos que el 85.9% nunca emplea estas herramientas y que el 93.5% del uso declarado se reduce a asistentes conversacionales; y Zhumi Loja y Pulla Carrión (2026) obtienen una correlación moderada, de 0.68, en sesenta emprendimientos ecuatorianos medidos por percepciones autorreportadas.

Por lo que respecta a la productividad laboral, se sostiene que la relación es positiva, aunque su magnitud varía según su medición: Filippucci et al. (2024a) sostienen que en estudios sobre una tarea concreta las mejoras van del 10% al 56%, mientras que en los que abarcan a la empresa completa el rango va del 0% al 11%; obsérvese que ambos casos no son directamente comparables, según advierten los mismos autores,

porque los primeros examinan modelos generativos recientes y los segundos tecnologías anteriores, lo que lleva por tanto a que no exista consenso sobre la magnitud de la ganancia individual que pasa a la operación de una organización.

Aunado a esto, debe tenerse en cuenta que la relación se analiza a partir de diversos indicadores que encuentran una relación positiva y significativa: Yang (2022) emplea el valor agregado por empleado; Wu y Zhu (2025) el ingreso operativo por empleado; y, González Martínez (2025) el porcentaje de empresas usuarias de IA con el producto por persona ocupada.

Y, a pesar de los consensos logrados hay al menos dos incógnitas que todavía persisten : a) una temporal relativa a la curva jota que Olmedo Barchello (2025) y Fruits y Stout (2026) consideran sobre la productividad, según la cual la inversión en activos complementarios disminuye el rendimiento antes de elevarlo (hipótesis que nadie ha contrastado con datos); y b) una distributiva que muestra diversos efectos: con ganancias mayores entre los trabajadores menos experimentados



(Fruits y Stout, 2026) o con un crecimiento entre el personal con posgrado y una contracción en el universitario (Yang, 2022).

Por contraste, la productividad del capital constituye la mayor brecha en el campo de estudio ya que los estudios de empresa disuelven capital y trabajo en un único indicador de productividad total de los factores y la pregunta desaparece por construcción (Ke y Luo, 2026; Lei et al., 2025; Wu y Zhu, 2025). En cambio, Jung y Katz (2025b) al estimar efectos diferenciados por factor encuentran que la IA eleva la productividad del trabajo calificado en todas sus especificaciones, pero no detectan efecto significativo alguno sobre la del capital lo que no es acorde con el supuesto que sostiene que la IA es un activo intangible cuya incorporación eleva el nivel de producto de la empresa (Czarnitzki et al., 2023).

A esto se suma la ausencia de estudios en el sector educativo cuyos trabajos son abundantes sobre la aceptación de la tecnología y sus efectos pedagógicos, pero no tratan sobre su rendimiento económico, lo cual es visible los

trabajos de: a) Perdomo y González (2025) quienes clasifican los usos administrativos y docentes en instituciones de educación superior; b) el de Peñafiel-Jurado et al. (2024) que sintetiza las percepciones del profesorado; y c) el de Morán-Ortega et al. (2024) que se enfoca en la dualidad entre el tiempo que la tecnología ahorra y el esfuerzo cognitivo que el estudiante deja de realizar. Es de mencionar que hay casos en los que la literatura económica descarta al sector de manera explícita como en el trabajo de Valenzuela Fourage y Fernández García (2026) que excluye los estudios sobre salud, educación y defensa.

Esta ausencia deja fuera del análisis al mecanismo por el cual la IA eleva la productividad a través del trabajo calificado lo cual podría apreciarse particularmente en un sector como el educativo cuyo insumo principal es dicho tipo de trabajo; de no corroborarse su alcance (el del trabajo calificado) como mecanismo de acción, su efecto sería menor al que se le atribuye.

Por tanto, se puede resumir que existe una brecha en la investigación del tema: a) se desconoce cómo se

relaciona la adopción de la IA con la productividad de las unidades económicas mexicanas; b) no existe evidencia sobre el sector educativo formal entendido como una actividad productiva; y c) la productividad del capital permanece inexplorada aun en la literatura internacional. En consecuencia, el propósito de este trabajo está en analizar la relación que guarda el uso de la IA con los indicadores de desempeño de las unidades económicas del sector educativo en México, particularmente en cuanto a la productividad laboral y la productividad del capital se refiere.

2. Materiales y métodos

Este estudio adoptó un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, alcance correlacional y corte transversal; la información se tomó de los Censos Económicos 2024 (INEGI, 2025) y analizó la productividad laboral definida como el cociente entre la producción bruta total y el personal ocupado total; la del capital que es el cociente entre la producción bruta total y el acervo total de activos fijos; y la adopción de Sistemas de IA medida como el

porcentaje de unidades económicas que declaran usarlos.

Por su parte, se tuvieron tres limitaciones en este trabajo: a) la medición correspondió al uso declarado por las unidades económicas y no a la intensidad ni al gasto asociado a dicho uso lo cual podría ser relevante (véanse los trabajos de Jung y Katz, 2025a, 2025b); b) la inferencia se hizo para agregados por entidad federativa y no para establecimientos en lo particular; y c) las restricciones de confidencialidad de los censos impidieron desagregar explícitamente al tamaño de la unidad económica según su número de personal (aún para datos agregados).

De esta última se debe mencionar que la omisión de un control por el tamaño no permitiría distinguir entre coeficientes atribuibles a la composición del tamaño y a los derivados por el uso de la IA. Por tanto, para controlar esta última limitación en este trabajo se contempló integrar al análisis el tamaño promedio del establecimiento definido como el cociente del personal ocupado total



sobre el número total de unidades económicas.

A su vez, aquí se analizó al sector educativo formal que incluye sólo los niveles educativos oficiales para la obtención de algún grado: las ramas 6111, escuelas de educación básica, media y para necesidades especiales, y la 6113, escuelas de educación superior; debe tenerse en cuenta que se excluye a la rama 6112, escuelas de educación técnica superior, porque sus unidades no declaran en el censo el uso de Sistemas de IA.

Por consiguiente, se hicieron cuatro análisis de correlación (derivados de dos ramas con dos pares de variables) con treinta y dos observaciones cada uno, un dato por cada entidad federativa, que cubren la totalidad de las unidades económicas del país y no una muestra de ellas.

Así, se calcularon: a) las correlaciones simples de Pearson y Spearman sin ningún control; b) la correlación parcial de primer orden, simple (1) y por rangos (2), con control del tamaño medio del establecimiento; c) el intervalo de confianza para la correlación de

primer orden de Pearson a partir de la transformación z de Fisher (3); es de mencionar que la especificación de rangos se reporta como comprobación de robustez, sin intervalo, dado que la transformación de Fisher no está establecida para coeficientes de rangos parcializados; d) por tratarse de muestras independientes, los coeficientes para la prueba de hipótesis (4) para contrastar si la relación difiere entre ramas; y, e) la significancia individual de cada coeficiente con el estadístico t de dos colas con n-2 grados de libertad para las correlaciones simples y n-k-2 para las parciales de primer orden; además, en los coeficientes de rangos se emplea la misma aproximación.

$$r_{xy \cdot z} = \frac{r_{xy} - r_{xz}r_{yz}}{\sqrt{(1-r_{xz}^2)(1-r_{yz}^2)}} \quad (1)$$

$$\rho_{xy \cdot z} = \frac{\rho_{xy} - \rho_{xz}\rho_{yz}}{\sqrt{(1-\rho_{xz}^2)(1-\rho_{yz}^2)}} \quad (2)$$

$$z' = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1+r}{1-r} \right); \quad IC_{95\%} = \tanh \left(z' \pm 1.96 \frac{1}{\sqrt{n-k-3}} \right) \quad (3)$$

$$Z = \frac{z'_1 - z'_2}{\sqrt{\frac{1}{N_1 - k - 3} + \frac{1}{N_2 - k - 3}}} \quad (4)$$

Finalmente, debe advertirse que este trabajo analizó datos agregados para las treinta y dos entidades federativas de México por lo que no se tiene una muestra, de manera que los análisis desarrollados deben interpretarse bajo el supuesto de que los datos constituyen una de las configuraciones que el fenómeno pudo adoptar, en otras palabras, no se pueden extrapolar a cualquier otro nivel de agregación o desagregación de los datos.

3. Resultados y discusión

3.1 Relación entre adopción y productividad

En primer lugar, se desarrolló la estadística descriptiva de las variables estudiadas (véase la Tabla 1). Las dos ramas difieren de manera considerable en los indicadores: a) la adopción de Sistemas de IA promedia 2.039% en educación básica y 6.387% en educación superior; b) la productividad laboral casi duplica su valor entre una y otra, de 0.2552 a 0.4267 millones de pesos por persona ocupada; c) la del capital va a la inversa, con 1.949 pesos de producción por cada peso de activos en educación básica frente a 1.383 en superior; y d) el tamaño medio del establecimiento va de 20.65 a 49.34 personas por unidad económica.

Tabla 1. Estadística descriptiva de las variables en estudio

Grupo	Variable	n	Mín.	Máx.	Media	Mediana	D.E.
Rama 6111	Adopción de IA (%)	32	0.488	5.594	2.039	1.775	1.231
	Productividad laboral	32	0.1812	0.3868	0.2552	0.2423	0.0515
	Productividad del capital	32	1.310	3.334	1.949	1.858	0.471
	Tamaño medio del establecimiento	32	13.32	28.41	20.65	20.11	4.10
Rama 6113	Adopción de IA (%)	32	0.000	23.077	6.387	6.187	4.663
	Productividad laboral	32	0.1631	0.8589	0.4267	0.4307	0.1512
	Productividad del capital	32	0.675	3.421	1.383	1.092	0.732
	Tamaño medio del establecimiento	32	22.60	119.61	49.34	46.21	21.75
Total	Adopción de IA (%)	64	0.000	23.077	4.213	2.728	4.031
	Productividad laboral	64	0.1631	0.8589	0.3410	0.3051	0.1415



Grupo	Variable	n	Mín.	Máx.	Media	Mediana	D.E.
	Productividad del capital	64	0.675	3.421	1.666	1.630	0.674
	Tamaño medio del establecimiento	64	13.32	119.61	34.99	26.39	21.22

Fuente: Elaboración propia con datos de los Censos Económicos 2024 (INEGI, 2025).

Como siguiente pasó, se desarrollaron los análisis de la relación entre las variables, (véase la Tabla 2). En educación básica la relación entre adopción de Sistemas de IA y productividad laboral mostró una correlación simple que va de 0.279 a -0.068 al controlar por el tamaño medio del establecimiento; y por rangos de 0.284 a -0.129 con control; así, la asociación aparente no mostró una relación con el uso de IA sino por la composición de tamaños. En cambio, en la educación superior la correlación fue de 0.529 a 0.313 con control, y por rangos de 0.550 a 0.404 con control; así, la asociación positiva persistió, aunque es atenuada por el tamaño promedio del establecimiento.

Por su parte, la productividad del capital siguió un patrón opuesto debido a los coeficientes parciales negativos en ambas ramas, con valores de -0.446 y -0.361; además, en ambos casos el control no disminuyó la relación, sino que la reforzó, señal de que el tamaño encubría parcialmente a la asociación negativa. Por su parte, la correlación por rangos confirmó el resultado para la educación básica donde se alcanzó -0.494, mientras que con -0.193 mantuvo el signo para la educación superior, pero no alcanzó significancia. De esta manera, estos resultados fueron sólo concluyentes en cuanto al signo.

Tabla 2. Correlación entre adopción de inteligencia artificial y productividad

Rama	Productividad	r simple	p simple	r parcial	p parcial	IC 95% de r parcial	Z de Fisher entre ramas
6111	Laboral	0.279	0.284	-0.068	-0.129	[-0.413, 0.293]	r: Z = 1.466 p = 0.143 p: Z = 2.086 p = 0.037**
6113	Laboral	0.529***	0.550***	0.313*	0.404**	[-0.047, 0.600]	
6111	Capital	-0.227	-0.234	-0.446**	-0.494***	[-0.691, -0.109]	r: Z = 0.379 p = 0.705 p: Z = 1.297 p = 0.194
6113	Capital	-0.302*	-0.258	-0.361**	-0.193	[-0.634, -0.008]	

Rama	Productividad	r simple	p simple	r parcial	p parcial	IC 95% de r parcial	Z de Fisher entre ramas
Niveles de significancia: * $p < 0.10$, ** $p < 0.05$; *** $p < 0.01$.							

Fuente: Elaboración propia con datos de los Censos Económicos 2024 (INEGI, 2025).

Conviene subrayar que la misma variable de control desempeñó papeles opuestos según el factor examinado, ya que cambió la relación con la productividad laboral y confirmó el sentido de la del capital; en consecuencia, su omisión no sesgó los coeficientes en una dirección conocida, sino en direcciones distintas según la relación de que se trate. Así mismo, a partir de la significancia de los coeficientes calculada y de los intervalos de confianza, la adopción de IA se relacionó, por tanto, de manera positiva o nula con el trabajo y de manera negativa con el capital.

Por último, en cuanto al contraste de igualdad entre ramas, en la productividad laboral la diferencia entre los coeficientes alcanzó significancia únicamente en la especificación de rangos y no en la lineal por lo que el contraste entre educación básica y superior constituyó sólo evidencia sugerente; por el contrario, en la productividad del capital la diferencia entre coeficientes resultó nula en las dos

especificaciones por lo que la asociación negativa correspondió a ambas en conjunto y no a una en particular.

3.2 Discusión

El hallazgo central de este trabajo es la asimetría entre factores: la IA se asoció positivamente sólo en la educación superior con la productividad del trabajo y negativamente con la del capital en ambas ramas, lo cual replica parcialmente el resultado de Jung y Katz (2025b) donde la tecnología eleva la productividad del trabajo calificado sin efecto significativo sobre la del capital.

Y para comprender estos resultados en la rama de la educación superior cuyo principal insumo es el trabajo calificado, debe considerarse lo explicado por Wu y Zhu (2025) y Lei et al. (2025) quienes establecen que la IA eleva la proporción disponible de personal calificado impactando de esta manera sobre la productividad. Además, con base en considerarse lo señalado por Olmedo Barchello



(2025) y Fruits y Stout (2026) sobre la curva jota de la productividad de los activos según la cual una inversión en activos complementarios primero disminuye el rendimiento antes de elevarlo en una fase posterior.

Bajo este contexto, la correlación negativa observada para la productividad del capital presenta dos posibilidades: a) una compatibilidad con una fase de inversión inicial; o, b) una relación con un desplazamiento permanente de la composición del empleo. Sin embargo, se requieren al menos dos levantamientos censales para descartar alguna de las dos opciones lo cual no fue factible ahora debido al análisis desarrollado en corte transversal.

Asimismo, los resultados mostrados son acordes con la condicionalidad del efecto (Cedeño Macías et al., 2026 y Placeres Salinas et al., 2025) y la educación básica ilustra esto pues su la relación sobre la productividad laboral cambia de signo al controlar por el tamaño de modo que sólo declarar el uso de Sistemas de IA no basta para registrarle alguna ganancia.

Por último, la magnitud de los coeficientes parciales significativos no expresa rendimientos de una inversión sostenida por dos motivos: a) los datos fueron de agregados estatales y no de establecimientos en los que Filippucci et al. (2024a) sitúan las estimaciones más elevadas; y, b) se analizó aquí el uso declarado de la IA y no su intensidad ni su gasto asociado, distinción relevante según lo establecen Jung y Katz (2025a, 2025b).

4. Conclusiones

La adopción de Sistemas de IA en el sector educativo mexicano se relaciona de manera distinta con cada factor productivo lo cual constituye el principal resultado de este trabajo. Así, la asociación negativa entre la adopción de Sistemas de IA y la productividad del capital es el hallazgo más sólido y abarca a ambas ramas y por ende al sector educativo formal en su conjunto; por su parte, sólo queda como evidencia (no concluyente) la asociación positiva con la productividad laboral en la educación superior, en tanto que con relación a la educación básica no queda definido el sentido. Nótese que con

esto da por cumplido el propósito trazado para este trabajo.

De este modo, el presente estudio aporta una primera medición de estas relaciones para México y en un sector que la literatura económica ha excluido según se ha argumentado; vale puntualizar que, gracias a que los resultados corresponden a datos agregados, no se puede afirmar causalidad ni se pueden hacer afirmaciones sobre establecimientos en lo particular, según se ha expuesto cuando se han abordado las limitaciones metodológicas del presente trabajo.

Por lo tanto, de lo anterior se pueden plantear algunas líneas de investigación a futuro: a) replicar el análisis con dos levantamientos censales comparables (con información del próximo censo económico dada la disponibilidad de las variables en los censos previos), a fin confirmar o inferir sobre la causa del signo negativo sobre la productividad del capital; b) incorporar medidas de intensidad de uso y/o de gasto en tecnología, que superen la limitación de emplear sólo el uso declarado para la variable de interés; c) examinar el efecto sobre la productividad laboral con datos de

escolaridad y/o perfil profesional de la plantilla laboral con el propósito de precisar el impacto del trabajo calificado; y d) finalmente, se recomienda acceder a microdatos del censo económico para estimar la relación entre variables por unidad económica.

Bibliografía

- Acosta Rodríguez, M. G. (2025). *La productividad en el contexto de la inteligencia artificial: Un estudio empírico para América del Norte (2000-2019)* [Tesis de maestría, Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Azcapotzalco]. <https://doi.org/10.24275/uam.a.7005.13140>
- Álvarez Nava, S. R. (2025). Diagnóstico del uso de inteligencia artificial en la productividad y competitividad de las pymes mexicanas. *Xihmai*, 20(39), 143-182. <https://doi.org/10.37646/xihmai.v20i39.658>
- Cedeño Macías, A. M., Mendoza Vargas, E. Y., Escobar Terán, H. E., y Chávez Rojas, E. R. (2026). Inteligencia artificial y productividad laboral en el sector servicios mediante revisión bibliométrica sistemática (2020-2026).



- Corporatum* 360, 9(17), 117-138.
<https://doi.org/10.56124/corporatum-360.v9i17.007>
- Czarnitzki, D., Fernández, G. P., y Rammer, C. (2023). Artificial intelligence and firm-level productivity. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 211, 188-205.
<https://doi.org/10.1016/j.jebo.2023.05.008>
- Filippucci, F., Gal, P., Jona-Lasinio, C., Leandro, A., y Nicoletti, G. (2024a). *The impact of artificial intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 15). OECD Publishing.
<https://doi.org/10.1787/8d900037-en>
- Filippucci, F., Gal, P., y Schief, M. (2024b). *Miracle or myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from artificial intelligence* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 29). OECD Publishing.
<https://doi.org/10.1787/b524a072-en>
- Fruits, E., y Stout, K. (2026). *AI, productivity, and labor markets: A review of the empirical evidence* (ICLE Issue Brief 2026-02-05). International Center for Law & Economics.
<https://laweconcenter.org/resources/ai-productivity-and-labor-markets-a-review-of-the-empirical-evidence/>
- González Martínez, P. (2025). *Efecto sobre la productividad laboral del uso de la inteligencia artificial en las empresas de la Unión Europea* [Trabajo fin de grado, Universidad Politécnica de Cartagena]. Repositorio Institucional UPCT.
<https://repositorio.upct.es/entities/publication/539bc733-7293-4830-8144-8754f1b1c1c7>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2023). *Glosario. Censos Económicos 2024*.
<https://www.inegi.org.mx/app/glosario/default.html?p=ce2024>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2025). *Censos Económicos 2024. Tabulados* [Conjunto de datos].
<https://www.inegi.org.mx/programas/ce/2024/>
- Jung, J., y Katz, R. (2025a). *Factores determinantes de la adopción de la inteligencia artificial en las empresas: Un estudio empírico del caso del Brasil* (LC/TS.2025/38). Comisión Económica para América Latina y el Caribe.
<https://www.cepal.org/es/publicaciones/81911-factores-determinantes-la-adopcion->

la-inteligencia-artificial-
empresas-un

- Jung, J., y Katz, R. (2025b). *Impacto económico de la inteligencia artificial en América Latina: Transformación tecnológica y rezago en materia de inversión y capacidades laborales* (LC/TS.2025/37). Comisión Económica para América Latina y el Caribe. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/81909-impacto-economico-la-inteligencia-artificial-america-latina-transformacion>
- Ke, Y., y Luo, J. (2026). How does artificial intelligence affect firms' green total factor productivity: Evidence from Chinese listed companies. *International Review of Economics and Finance*, 106, 104981. <https://doi.org/10.1016/j.iref.2026.104981>
- Lei, L., Feng, H., y Ren, J. (2025). Artificial intelligence, human capital and firm-level total factor productivity. *Finance Research Letters*, 85, 107897. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2025.107897>
- Lu, Y., y Zhou, Y. (2021). A review on the economics of artificial intelligence. *Journal of Economic Surveys*, 35(4), 1045-1072. <https://doi.org/10.1111/joes.12422>
- Morán-Ortega, S. A., Ruiz-Tirado, S. G., Simental-López, L. M., y Tirado-López, A. B. (2024). Barreras de la inteligencia artificial generativa en estudiantes de educación superior: Percepción docente. *RITI Journal*, 12(25), 26-37. <https://doi.org/10.36825/RITI.12.25.003>
- Olmedo Barchello, S. (2025). Inteligencia artificial y el desafío de la transformación productiva en Paraguay. *Ciencias Económicas*, 6(12), 1-3. <https://revistascientificas.una.py/index.php/reco/article/view/6039>
- Peñafiel-Jurado, R., Márquez-Márquez, N., y Guamán-Villa, I. (2024). Inteligencia artificial en la educación: Revisión sistemática de perspectivas, beneficios y desafíos en la práctica docente. *South American Research Journal*, 4(2), 5-15. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14507789>
- Perdomo, B., y González, O. A. (2025). Inteligencia artificial en educación superior: Revisión integrativa de la literatura. *Cuadernos de Investigación Educativa*, 16(2). <https://doi.org/10.18861/cied.2025.16.2.4034>
- Placeres Salinas, S. I., Torres Mansur, S. M., y Martínez



- Carrillo, E. C. (2025). La inteligencia artificial: Un factor fundamental en la productividad de las organizaciones. *VinculaTégica EFAN*, 11(1), 90-106.
<https://doi.org/10.29105/vtga11.1-1015>
- Valenzuela Fourage, L., y Fernández García, D. (2026). Influencia de la inteligencia artificial en el desempeño organizacional de empresas industriales. *Ingente Americana*, 6(6), e-1072.
<https://doi.org/10.21803/ingecana.6.6.1072>
- Wu, X., y Zhu, Y. (2025). How artificial intelligence applications affect the total factor productivity of the service industry: Firm-level evidence from China. *Journal of Asian Economics*, 97, 101893.
<https://doi.org/10.1016/j.asieco.2025.101893>
- Yang, C.-H. (2022). How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm-level evidence from Taiwan. *Research Policy*, 51(6), 104536.
<https://doi.org/10.1016/j.respol.2022.104536>
- Zhumi Loja, Y. L., y Pulla Carrión, E. V. (2026). Impacto de la inteligencia artificial en la productividad y competitividad en emprendimientos modernos. *Revista Veritas de Difusão Científica*, 7(2).
<https://doi.org/10.61616/rvdc.v7i2.1538>