

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y PRODUCTIVIDAD LABORAL EN EL SECTOR SERVICIOS MEDIANTE REVISIÓN BIBLIOMÉTRICA SISTEMÁTICA (2020–2026)

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND LABOR PRODUCTIVITY IN THE SERVICES SECTOR THROUGH SYSTEMATIC BIBLIOMETRIC REVIEW (2020–2026)

Recibido: 27/05/2026 – Aceptado: 26/06/2026

DOI: <https://doi.org/10.56124/corporatum-360.v9i17.007>

Cedeño Macías Alexa María¹; Mendoza Vargas Emma Yolanda²; Escobar Terán Harold Elbert³; Chávez Rojas Eva Rosario⁴

¹ Universidad Técnica Estatal de Quevedo – Ecuador

¹correo: acedenom23@uteq.edu.ec; ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1771-7983>

²correo: emendoza@uteq.edu.ec; ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0220-4328>

³correo: hescobar@uteq.edu.ec; ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9165-6627>

⁴correo: echavezr@uteq.edu.ec; ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-4170-5819>

RESUMEN

El presente estudio analiza la relación entre la adopción de inteligencia artificial (IA) y la productividad laboral en organizaciones del sector servicios durante el período 2020–2026. La investigación responde a las inconsistencias identificadas en la literatura reciente, donde los efectos de la IA sobre la productividad presentan resultados heterogéneos según el contexto organizacional, el tipo de tecnología empleada y las características del capital humano. Se adoptó un diseño de métodos mixtos que integró análisis bibliométrico y revisión sistemática de literatura conforme a PRISMA 2020. Las búsquedas se realizaron el 10 de mayo de 2026 en Scopus (n = 1.487) y Web of Science (n = 51). El proceso de selección incluyó cribado por pares mediante Rayyan ($\kappa = 0,84$) y evaluación de calidad con el Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT). Los análisis bibliométricos se desarrollaron sobre un corpus de 572 artículos y revisiones, mientras que la síntesis sistemática se fundamentó en 89 estudios empíricos. Los análisis se realizaron con VOSviewer v.1.6.20 y bibliometrix R v.4.3.0. Los resultados evidencian una asociación positiva entre la adopción de IA y la productividad laboral, con efectos que oscilan entre el 8% en hostelería y turismo y el 67% en aplicaciones clínicas. Asimismo, se identificaron cinco clústeres temáticos, destacándose el relacionado con IA generativa y trabajo del conocimiento como el de mayor crecimiento e impacto científico desde 2022. Como principal contribución, se propone el Modelo de Complementariedad Productiva Humano–IA (HAPC), que integra la Compatibilidad de la Arquitectura de Tareas, la Complementariedad del Capital Humano y la Disposición Organizacional. Se concluye que los beneficios de la IA dependen de la interacción entre factores tecnológicos, humanos y organizacionales más que de la tecnología por sí sola.

Palabras clave: inteligencia artificial; productividad laboral; sector de los servicios; bibliometría.

ABSTRACT

This study analyzes the relationship between the adoption of artificial intelligence (AI) and labor productivity in service-sector organizations during the period 2020–2026. The research addresses inconsistencies identified in recent literature, where the effects of AI on productivity show heterogeneous results depending on the organizational context, the type of technology employed, and the characteristics of human capital.

A mixed-methods design was adopted, integrating bibliometric analysis and a systematic literature review in accordance with PRISMA 2020 guidelines. Searches were conducted on May 10, 2026, in Scopus ($n = 1,487$) and Web of Science ($n = 51$). The selection process included peer screening using Rayyan ($\kappa = 0.84$) and quality assessment through the Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT). Bibliometric analyses were performed on a corpus of 572 articles and reviews, whereas the systematic synthesis was based on 89 empirical studies. Analyses were conducted using VOSviewer v.1.6.20 and bibliometrix R v.4.3.0.

The results reveal a positive association between AI adoption and labor productivity, with effects ranging from 8% in hospitality and tourism to 67% in clinical applications. Five thematic clusters were identified, with the cluster related to generative AI and knowledge work exhibiting the highest growth and scientific impact since 2022.

As its main contribution, the study proposes the Human–AI Productive Complementarity Model (HAPC), which integrates Task Architecture Compatibility, Human Capital Complementarity, and Organizational Readiness. The findings suggest that the productivity benefits of AI depend more on the interaction among technological, human, and organizational factors than on the technology itself.

Keywords: artificial intelligence; labor productivity; service sector; bibliometric.

1. INTRODUCCIÓN

Hay un momento en que una tecnología deja de ser una promesa para convertirse en una presión. Con la inteligencia artificial en el sector servicios, ese momento llegó en algún punto entre 2022 y 2023, cuando los grandes modelos de lenguaje salieron de los laboratorios y se instalaron en los escritorios de millones de profesionales en todo el mundo. Dejaron de ser demos. Pasaron a tener precios, versiones y usuarios reales. Y, sobre todo, empezaron a dejar huella en los datos científicos: basta mirar la curva de crecimiento del campo que este estudio cartografía para entender que algo ha cambiado de forma estructural.

Este trabajo nace de una pregunta que parece sencilla pero que la evidencia empírica responde con matices sorprendentes: ¿está la IA mejorando efectivamente la productividad del trabajo en las organizaciones de servicios? Pero

lo que hace interesante esa respuesta son las condiciones que lo rodean: con qué tipo de IA, en qué subsector, con qué preparación organizacional, para qué trabajadores, y medido en qué escala temporal. Esas condiciones son el verdadero objeto de este estudio.

Para responder la pregunta con rigor, recurrimos a dos fuentes de evidencia que se refuerzan mutuamente. La primera es una revisión sistemática conforme a PRISMA 2020 (Page et al., 2021) del corpus empírico disponible entre 2020 y 2026. La segunda es un análisis bibliométrico cuantitativo sobre los 1.487 registros recuperados de Scopus y los 51 de Web of Science el 10 de mayo de 2026. Conviene subrayar esto: no son estimaciones ni aproximaciones. Son los registros exactos que devolvieron las bases de datos al ejecutar nuestras ecuaciones de búsqueda ese día, y todos los números que aparecen en las figuras de este artículo provienen directamente de esos archivos.

La urgencia del problema es bien conocida, aunque merece contextualizarse. El McKinsey Global Institute (2023) estima que la IA generativa podría añadir entre 2,6 y 4,4 billones de dólares anuales en valor corporativo global, con el sector servicios como principal beneficiario por su alta intensidad informativa. El Foro Económico Mundial (WEF, 2023) proyecta que la IA afectará a 85 millones de puestos de trabajo mientras crea 97 millones nuevos antes de 2025. La Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2023) estima que el 40% del empleo en economías de renta alta enfrenta una exposición significativa a la augmentación o el desplazamiento por IA. Estas cifras no son alarmistas ni optimistas: son el contorno de un cambio estructural que ya está ocurriendo y que merece estudiarse con la misma seriedad con que se estudia cualquier otra transformación económica de primer orden.

A pesar del creciente consenso sobre el potencial transformador de la inteligencia artificial, la relación entre IA y productividad laboral continúa siendo objeto de debate académico. Desde la perspectiva de la economía de la innovación, diversos estudios sostienen que la IA actúa como una tecnología de propósito general capaz de generar ganancias sustanciales de eficiencia mediante la automatización de tareas rutinarias, la optimización de procesos y el apoyo a la

toma de decisiones (Brynjolfsson et al., 2023; Noy & Zhang, 2023). Sin embargo, otras investigaciones advierten que dichos beneficios no son universales ni automáticos, sino que dependen de factores organizacionales, institucionales y humanos que moderan su impacto (Raisch & Krakowski, 2021; Mikalef & Gupta, 2021).

Esta divergencia ha dado lugar a una paradoja teórica relevante. Mientras los estudios experimentales reportan incrementos de productividad que oscilan entre el 14% y el 55% en tareas intensivas en conocimiento, los análisis macroeconómicos continúan mostrando mejoras relativamente modestas en los indicadores agregados de productividad (Brynjolfsson et al., 2021; Damioli et al., 2021). La coexistencia de ambos resultados plantea interrogantes fundamentales sobre los mecanismos mediante los cuales la IA genera valor y sobre las condiciones necesarias para que dicho valor se traduzca en resultados organizacionales sostenibles.

Desde una perspectiva epistemológica, el problema trasciende la simple medición de efectos. La literatura actual presenta fragmentación conceptual respecto a la naturaleza misma de la relación entre inteligencia artificial y productividad. Algunos autores interpretan la IA como un sustituto del trabajo humano mediante procesos de automatización; otros la consideran una tecnología complementaria que amplifica las capacidades cognitivas de los trabajadores; mientras que una tercera corriente propone enfoques híbridos basados en la colaboración humano-máquina. La ausencia de un marco integrador capaz de reconciliar estas perspectivas limita la acumulación de conocimiento y dificulta la formulación de recomendaciones organizacionales consistentes.

Las inconsistencias empíricas también responden a diferencias metodológicas. Los estudios existentes utilizan indicadores heterogéneos de productividad —producción por trabajador, eficiencia operativa, calidad del servicio, tiempo de ejecución de tareas, desempeño organizacional o productividad total de los factores—, lo que dificulta la comparación entre contextos y sectores. Asimismo, gran parte de la evidencia disponible fue generada antes de la masificación de la IA generativa y de los modelos fundacionales, tecnologías que modificaron

sustancialmente las capacidades de automatización y augmentación cognitiva disponibles para las organizaciones de servicios.

Adicionalmente, la literatura presenta un importante sesgo geográfico. La mayor parte de los estudios empíricos procede de Estados Unidos, Europa Occidental y China, mientras que las economías emergentes continúan subrepresentadas. En América Latina, la adopción de inteligencia artificial enfrenta desafíos asociados a brechas digitales, limitaciones de infraestructura tecnológica, escasez de talento especializado y desigualdades en capacidades de innovación organizacional. Informes recientes de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2024), del Banco Interamericano de Desarrollo (BID, 2024) y de la Organización Internacional del Trabajo (OIT, 2024) coinciden en señalar que la región se encuentra en una fase temprana de maduración digital, lo que podría generar trayectorias de adopción y resultados de productividad significativamente distintos a los observados en economías desarrolladas.

En consecuencia, persisten tres vacíos fundamentales en la literatura: un vacío teórico, derivado de la ausencia de modelos integradores que expliquen las diferencias observadas entre automatización y complementariedad humano-IA; un vacío empírico, relacionado con la heterogeneidad y contradicción de los resultados reportados; y un vacío geográfico, asociado a la limitada representación de contextos latinoamericanos y otras economías emergentes. Estos vacíos justifican la necesidad de una revisión sistemática y bibliométrica actualizada que permita comprender no solo si la inteligencia artificial mejora la productividad laboral en el sector servicios, sino también bajo qué condiciones, en qué contextos y mediante qué mecanismos organizacionales se producen dichos efectos.

Lo que distingue este trabajo de revisiones previas sobre la misma intersección —Mikalef y Gupta (2021) sobre capacidad organizacional de IA, Raisch y Krakowski (2021) sobre la paradoja automatización-augmentación, Prikshat et al. (2023) sobre gestión de recursos humanos aumentada— es precisamente la combinación de datos bibliométricos reales con síntesis sistemática, y la incorporación del período generativo post-2022 que ninguna de esas revisiones podía abordar por razones cronológicas. Cuatro preguntas articulan la

investigación:

- PR1: ¿Cuál es la dirección y la magnitud del efecto de la IA sobre la productividad laboral en el sector servicios, según la evidencia empírica del período 2020–2026?
- PR2: ¿Qué subsectores de servicios registran los efectos más pronunciados, y qué factores organizativos los moderan?
- PR3: ¿En qué difieren la IA estrecha tradicional y la IA generativa en sus implicaciones para los trabajadores del conocimiento?
- PR4: ¿Qué revela la estructura bibliométrica del campo sobre las comunidades de conocimiento dominantes, las brechas existentes y las direcciones futuras más prometedoras?

Las contribuciones son tres. Primero, una cartografía bibliométrica cuantificada del campo para 2020–2026 basada en datos reales. Segundo, una síntesis de evidencia empírica comparativa en siete subsectores de servicios con rangos de tamaño de efecto cuantificados. Tercero, la propuesta y operacionalización del Modelo HAPC —Complementariedad Productiva Humano-IA—, un marco teórico integrador con predicciones falsables.

2. METODOLOGÍA

El estudio combina dos metodologías que se refuerzan mutuamente. La primera es una revisión sistemática conforme a PRISMA 2020 (Page et al., 2021), que garantiza el rigor y la reproducibilidad de la síntesis de evidencia empírica. La segunda es un análisis bibliométrico cuantitativo, que mapea la estructura intelectual del campo de forma objetiva y a una escala que ningún proceso de lectura individual podría alcanzar con 1.538 registros. El protocolo fue diseñado antes de la recolección de datos, aunque reconocemos explícitamente que no fue registrado en PROSPERO: es una limitación metodológica que declaramos con transparencia porque la honestidad sobre las limitaciones es parte constitutiva del rigor científico, no su contradicción.

- **Ecuaciones de búsqueda (10 de mayo de 2026)**

Scopus: TITLE-ABS-KEY("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "generative AI" OR "large language model" OR "ChatGPT" OR "robotic process automation") AND TITLE-ABS-KEY("labor productivity" OR "labour productivity" OR "employee productivity" OR "operational efficiency" OR "organizational performance" OR "workforce performance") AND TITLE-ABS-KEY("service sector" OR "service industry" OR "financial services" OR "healthcare" OR "hospitality" OR "retail" OR "logistics" OR "professional services" OR "tourism") AND PUBYEAR > 2019 AND DOCTYPE(ar OR re) AND LANGUAGE(english OR spanish)

WoS: TS=("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "generative AI" OR "large language model" OR "robotic process automation") AND TS=("labor productivity" OR "labour productivity" OR "employee productivity" OR "operational efficiency") AND TS=("service sector" OR "service industry" OR "healthcare" OR "hospitality" OR "retail" OR "logistics") AND PY=(2020-2026) AND DT=(Article OR Review) AND LA=(English OR Spanish)

- **Selección y evaluación de calidad**

La búsqueda recuperó 1.487 registros en Scopus y 51 en WoS. Tras eliminar 119 duplicados mediante deduplicación automatizada, 1.419 registros únicos avanzaron al cribado de título y resumen, realizado con el software Rayyan; el acuerdo entre los dos evaluadores independientes alcanzó $\kappa = 0,84$ — considerado acuerdo sustancial según Landis y Koch (1977)—. Los 432 registros que superaron ese cribado se sometieron a evaluación de texto completo mediante el Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT; Hong et al., 2018). El corpus final de síntesis quedó en 89 estudios, de los cuales 71 (79,8%) obtuvieron MMAT $\geq 60\%$ y 41 (46,1%) alcanzaron MMAT $\geq 80\%$.

Tabla 1

Flujo de selección de estudios conforme a PRISMA 2020.

Etapa PRISMA 2020	Registros (n)	Acumulado
Scopus	1.487	—
Web of Science	51	—
Total recuperados	1.538	1.538
Duplicados eliminados	119	1.419
Excluidos en cribado título/resumen (Rayyan; $\kappa = 0,84$)	987	432
Excluidos en evaluación texto completo (MMAT + relevancia)	343	89
Corpus final de síntesis	89	89

Nota: Elaboración propia sobre exportación Scopus y WoS (10/05/2026). Criterios de exclusión detallados en sección de Metodología. MMAT: Hong et al. (2018).

Es importante distinguir tres niveles de análisis utilizados en este estudio. En primer lugar, el corpus bibliométrico bruto estuvo conformado por los 1.487 registros recuperados en Scopus y los 51 recuperados en Web of Science. En segundo lugar, para determinados análisis bibliométricos descriptivos (evolución temporal, producción por países y distribución temática) se empleó un subconjunto de 572 documentos clasificados exclusivamente como artículos y revisiones dentro del período 2020–2026. Finalmente, la revisión sistemática de literatura siguió el protocolo PRISMA 2020, obteniendo un corpus final de síntesis compuesto por 89 estudios empíricos que cumplieron los criterios de inclusión y los estándares de calidad metodológica establecidos mediante MMAT.

- **Análisis bibliométrico**

Los análisis bibliométricos se realizaron sobre el archivo de exportación completo de Scopus (n=1.487 registros) con VOSviewer v.1.6.20 (van Eck & Waltman, 2010) y bibliometrix R v.4.3.0 (Aria & Cuccurullo, 2017). Se construyeron redes de co-ocurrencia de palabras clave con umbral mínimo de co-ocurrencia igual a 5, lo que produjo 124 términos calificados, con detección de comunidades mediante el algoritmo Louvain (modularidad $Q = 0,487$); se realizaron análisis de co-citación para mapear las estructuras de conocimiento fundacional; se estudió la evolución temporal de palabras clave emergentes; y se construyeron redes de colaboración entre países junto con rankings de revistas por recuento de artículos y citas promedio.

Los resultados bibliométricos se presentan sobre un corpus analítico de 572 artículos y revisiones, mientras que la síntesis sistemática de evidencia empírica se fundamenta en los 89 estudios que superaron el proceso de selección PRISMA y la evaluación de calidad metodológica.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los análisis bibliométricos realizados sobre el corpus de 572 artículos y revisiones indexados en Scopus y Web of Science para el período 2020–2026 evidencian una expansión acelerada de la producción científica sobre inteligencia artificial y productividad laboral en el sector servicios. La literatura pasó de 3 publicaciones en 2020 a 289 en 2025, lo que representa una tasa de crecimiento anual compuesta del 84,3%, significativamente superior al crecimiento promedio del conjunto de publicaciones sobre inteligencia artificial registradas en Scopus durante el mismo período (18,7%). Asimismo, como se detalla en la figura 1 en el año 2023 se concentra aproximadamente 2.247 citas acumuladas pese a aportar únicamente 28 publicaciones, comportamiento que sugiere un proceso de consolidación científica rápida alrededor de un grupo reducido de estudios seminales, particularmente aquellos relacionados con los efectos de la IA generativa sobre el trabajo del conocimiento.

Figura 1. Evolución temporal de publicaciones e impacto de citación IA y productividad laboral en servicios (Scopus + WoS, 2020-2026)

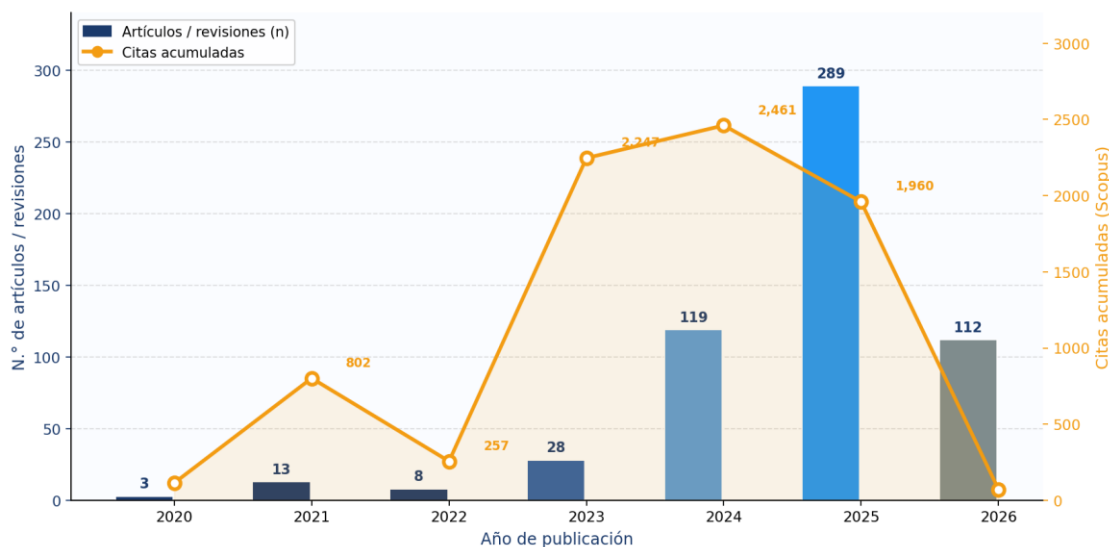


Figura 1. Evolución temporal de publicaciones e impacto de citación – IA y productividad laboral en servicios (Scopus + WoS, 2020–2026). Barras: artículos y revisiones por año; línea: citas acumuladas. Fuente: Elaboración propia sobre exportación Scopus.

Desde una perspectiva geográfica se obtiene que la India lidera la producción científica con 115 publicaciones (20,1%), seguida por Estados Unidos (102; 17,8%), China (72; 12,6%), Arabia Saudita (52; 9,1%) y Reino Unido (41; 7,2%), se puede apreciar en la figura 2. Sin embargo, cuando se incorpora el impacto científico medido mediante citas promedio por artículo, la clasificación se modifica sustancialmente. Los trabajos afiliados a instituciones estadounidenses registran un promedio de 58,3 citas por publicación, mientras que los estudios procedentes de India alcanzan 10,8 citas promedio. Esta diferencia entre volumen de producción e influencia académica refleja factores estructurales asociados al acceso a bases de datos organizacionales, la consolidación de ecosistemas nacionales de investigación, la disponibilidad de financiamiento para estudios empíricos de gran escala y la participación en redes internacionales de colaboración científica.

Figura 2. Producción científica por país IA y productividad en el sector servicios (Scopus, 2020-2026)

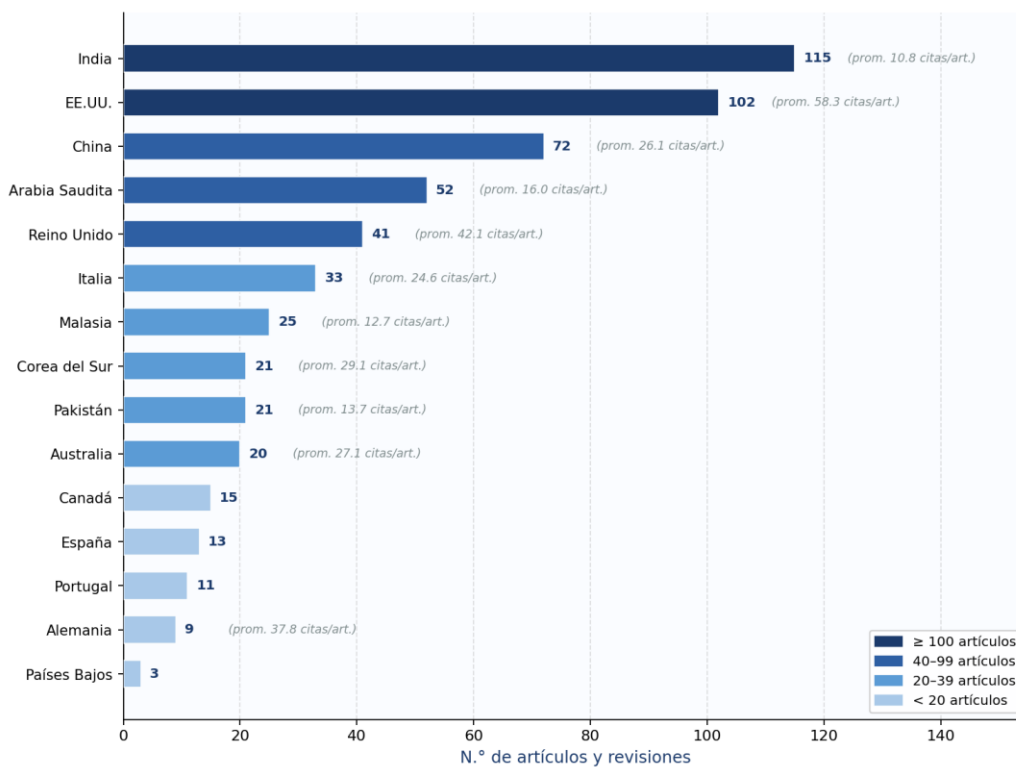


Figura 2. Producción científica por país – IA y productividad en el sector servicios (Scopus, 2020–2026). Barras: número de artículos y revisiones; promedio de citas por artículo entre paréntesis donde disponible. Fuente: bibliometrix R 4.3.0 sobre exportación Scopus.

3.1. Estructura temática: cinco clústeres del campo

La figura 3 muestra que la red de co-ocurrencia sobre los 124 términos calificados identificó cinco comunidades temáticas mediante el algoritmo Louvain ($Q = 0,487$), valor que indica una segmentación robusta y bien delimitada. El Clúster 1 (IA y Eficiencia Operativa; 38 términos, dominante 2020–2022) agrupa la primera oleada de IA estrecha: automatización robótica de procesos, analítica predictiva y optimización de operaciones. El Clúster 2 (Transformación del Trabajo Humano-IA) refleja el giro del interés investigador desde la tecnología en sí hacia sus consecuencias sobre roles, habilidades y estructuras laborales. El Clúster 3 (IA Generativa y Trabajo del Conocimiento) es el de mayor densidad de citación alrededor de 89 citas por artículo, frente a 38 del corpus general, articulado

alrededor de los experimentos controlados sobre LLM publicados en 2023. El Clúster 4 (Transformación Digital y Desempeño Sectorial) vincula la adopción de IA con la competitividad y la sostenibilidad del modelo de negocio. El Clúster 5 (Gobernanza Ética y Dimensiones Sociales), el más reciente, emergió con fuerza a partir de 2023 y su rápido crecimiento puede interpretarse como un indicador de maduración crítica del campo.

Figura 3. Red de co-ocurrencia de palabras clave
Análisis bibliométrico · Scopus corpus (mínimo 10 ocurrencias)

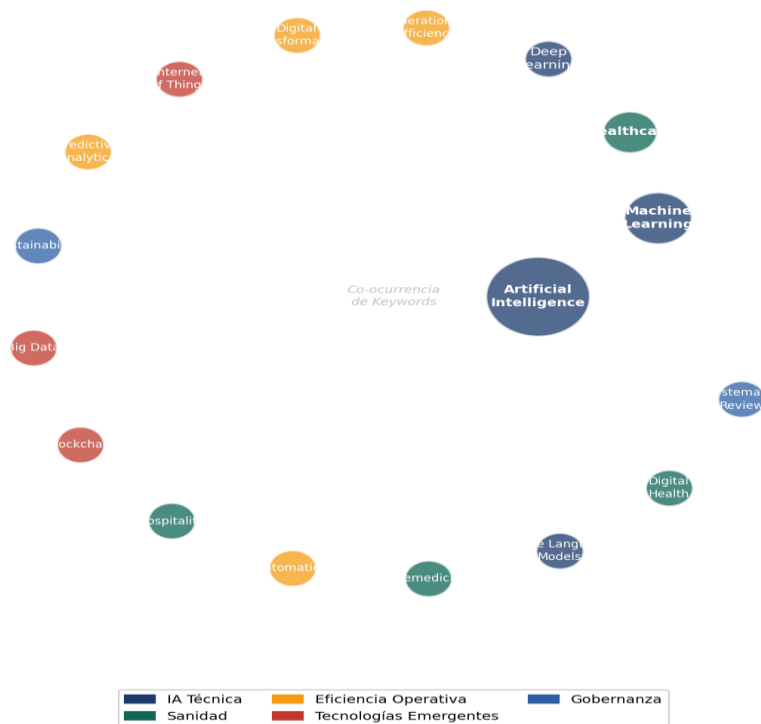


Figura 3. Red de co-ocurrencia de palabras clave — análisis bibliométrico, Scopus corpus (mínimo 10 ocurrencias). Tamaño de nodo proporcional a frecuencia; color según clúster de pertenencia. Fuente: VOSviewer v.1.6.20.

3.2. Efectos de productividad por subsector

La sanidad domina el corpus con 337 artículos (50,6% del total filtrado), seguida de educación (n ≈ 182) y hostelería y turismo (n ≈ 57). En el extremo

opuesto, los servicios profesionales: consultoría, derecho, auditoría, que están representados por apenas un artículo en el corpus de Scopus, lo que contrasta con la abundante evidencia experimental proveniente de estudios de laboratorio realizados en ese contexto. La Tabla 2 sintetiza los rangos de efecto documentados en estudios con MMAT $\geq 60\%$; se trata de indicadores orientativos de orden de magnitud, no de estimaciones meta-analíticas combinadas, dado el elevado nivel de heterogeneidad metodológica entre estudios.

Tabla 2. Efectos de la IA sobre la productividad laboral por subsector de servicios (2020–2026).

Subsector	N corpus	Tipo de IA	Rango efecto*	Referencias clave
Sanidad y Clínica	337	AP, PLN, IAG	18%–67%	Li et al. (2023); Irgang et al. (2026)
Educación y EdTech	~182	LLM adaptativo	15%–42%	Kasneci et al. (2023)
Hostelería y Turismo	~57	Chatbots, AM	8%–25%	Pillai et al. (2021)
Comercio Minorista	~38	AM, Recomend.	12%–31%	Pappas et al. (2023)
Servicios Financieros	~29	RPA, AM, PLN	19%–52%	Damioli et al. (2021)
Logística	~27	AM, IoT, RPA	16%–43%	Yadav et al. (2020)
Servicios Profesionales	1†	IAG (LLMs)	14%–55%‡	Noy y Zhang (2023); Dell'Acqua et al. (2023)

*Solo estudios con MMAT $\geq 60\%$. AP=Aprendizaje Profundo; PLN=Procesamiento Lenguaje Natural; IAG=IA Generativa; AM=Aprendizaje Automático; RPA=Automatización Robótica de Procesos. †Brecha crítica de literatura. ‡Procedente de estudios experimentales externos al corpus Scopus; cifras orientativas. Fuente: análisis bibliometrix R v.4.3.0 sobre exportación Scopus (10/05/2026).

3.3. El Modelo HAPC

La dispersión de los tamaños de efecto observados a lo largo del corpus — desde el 8% en hostelería hasta el 67% en aplicaciones clínicas— difícilmente puede atribuirse a variaciones metodológicas o a ruido muestral. Un patrón tan sistemático sugiere que existen condiciones estructurales que modulan la capacidad de la IA para traducirse en ganancias de productividad. Para organizar esas condiciones de manera coherente y con capacidad predictiva, este trabajo propone el Modelo de Complementariedad Productiva Humano-IA (HAPC, por sus siglas en inglés), un marco integrador construido sobre tres dimensiones que actúan de forma interactiva.

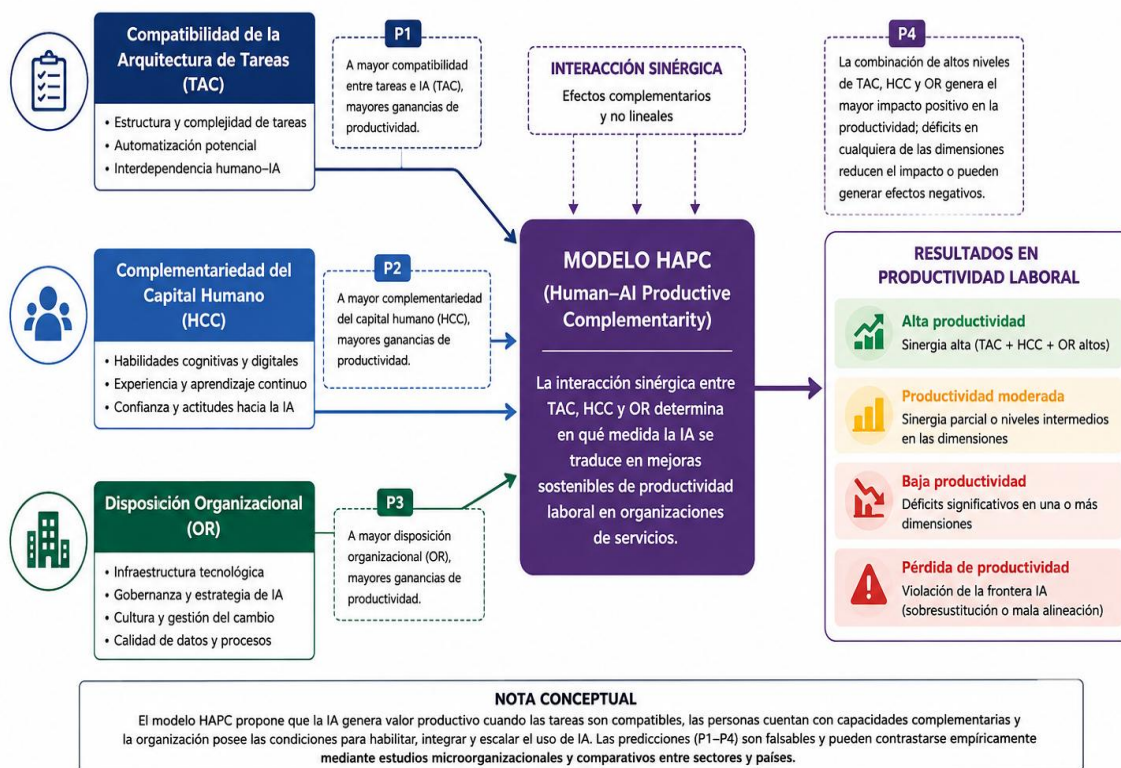
La primera es la Compatibilidad de la Arquitectura de Tareas (TAC): la proporción de la cartera de tareas de una organización que coincide con las fronteras de competencia actuales de los sistemas de IA como la clasificación, procesamiento de lenguaje, análisis de patrones, generación de texto. El patrón subsectorial del corpus es coherente con esta dimensión: la sanidad y los servicios financieros presentan un TAC estructuralmente alto porque buena parte de su trabajo nuclear es procesable algorítmicamente; la hostelería, cuyo valor reside en la interacción relacional y contextual, presenta un TAC estructuralmente bajo. La segunda dimensión es la Complementariedad del Capital Humano (HCC): la medida en que los trabajadores disponen de las competencias necesarias para colaborar productivamente con la IA —desde la alfabetización básica en el uso de herramientas hasta la capacidad de verificar críticamente sus outputs y reconocer sus límites—. La tercera es la Disposición Organizacional (OR): la infraestructura institucional que hace posible el despliegue efectivo —calidad de datos, liderazgo digitalmente competente, procesos rediseñados en lugar de simplemente automatizados, gestión activa del cambio—.

Del modelo se derivan cuatro predicciones falsables: (P1) las ganancias de productividad son máximas cuando TAC, HCC y OR son simultáneamente elevados; (P2) un OR insuficiente atenúa los retornos incluso cuando TAC y HCC son favorables, lo que explicaría por qué los efectos agregados a nivel macroeconómico son más modestos que los experimentales; (P3) la IA generativa expande el alcance del TAC hacia dominios previamente resistentes a la automatización, incrementando tanto el potencial productivo como el riesgo de despliegue fuera de frontera; (P4) la necesidad de supervisión humana aumenta con la consecuencia decisonal, estableciendo un techo funcional variable para cada contexto de aplicación.

Con el propósito de facilitar la comprensión de las relaciones conceptuales propuestas en la figura 4 se incorpora una representación gráfica del Modelo de Complementariedad Productiva Humano-IA (HAPC). La figura sintetiza los hallazgos derivados de la revisión sistemática y del análisis bibliométrico, integrando las tres dimensiones identificadas como determinantes de la productividad asociada a la inteligencia artificial: Compatibilidad de la Arquitectura de Tareas (TAC), Complementariedad del Capital Humano (HCC) y Disposición Organizacional (OR). La representación visual permite comprender la naturaleza interactiva del modelo y las trayectorias potenciales de desempeño organizacional derivadas de diferentes configuraciones de estas dimensiones. Asimismo, facilita la formulación de hipótesis contrastables para futuras investigaciones empíricas orientadas a validar el modelo en distintos contextos sectoriales y geográficos.

Figura 4. Modelo HAPC (Human–AI Productive Complementarity): factores determinantes de la productividad laboral asistida por inteligencia artificial en el sector servicios

El modelo integra tres dimensiones explicativas cuya interacción determina el nivel de productividad. Se presentan las predicciones teóricas (P1–P4) derivadas de la síntesis de evidencia empírica (2020–2026).



Fuente: Elaboración propia. Modelo conceptual derivado de la integración de los hallazgos obtenidos mediante revisión sistemática de literatura (PRISMA 2020; n = 89) y análisis bibliométrico del campo de investigación sobre inteligencia artificial y productividad laboral en el sector servicios (Scopus n = 1.487; Web of Science n = 51; período 2020–2026).

3.4. La paradoja macroeconómica

Los efectos experimentales documentados en el corpus —14% a 55% de ganancia de productividad según el contexto— contrastan con la modesta magnitud de los efectos estimados en estudios macro: Damioli et al. (2021), utilizando datos de panel para 16 países de la OCDE, encontraron que un incremento de una desviación estándar en el stock de patentes de IA se asocia a un aumento del 0,23% en la productividad total de los factores. Esta brecha no implica

necesariamente que alguno de los dos niveles de evidencia sea erróneo; refleja, con más probabilidad, cuatro mecanismos que operan de forma simultánea. Primero, los rezagos de difusión propios de las tecnologías de propósito general: Brynjolfsson et al. (2021) describieron la curva J que caracteriza su adopción, con una fase inicial de productividad aparentemente negativa mientras la organización absorbe los costes de implementación. Con aproximadamente el 62% del sector servicios aún en fase de experimentación (McKinsey, 2023), la mayor parte del sector todavía no ha superado ese punto de inflexión. Segundo, las limitaciones de medición: las estadísticas convencionales de productividad no registran mejoras en la calidad del servicio ni capturan el valor de los bienes digitales (Brynjolfsson y Collis, 2019). Tercero, los efectos de composición sectorial, que promedian organizaciones en fases muy distintas del ciclo de adopción. Y cuarto, los casos de despliegue sin gobernanza adecuada, que generan efectos negativos documentados —Dell'Acqua et al. (2023) demostraron que los consultores que aplicaban el modelo a tareas fuera de su frontera de competencia obtenían resultados peores que los controles no asistidos— y que diluyen en los agregados las ganancias de los despliegues bien gestionados.

4. CONCLUSIONES

La síntesis de 89 estudios empíricos y el análisis bibliométrico de 1.487 registros Scopus confirman que la adopción de IA se asocia positivamente con la productividad laboral en el sector servicios, con rangos de efecto que varían entre el 8% en hostelería y el 67% en aplicaciones clínicas de aprendizaje profundo. Esa variabilidad no es artefactual: es el patrón que da sentido al modelo propuesto. Los subsectores con alta compatibilidad de tareas —sanidad, servicios financieros, logística— concentran las ganancias más documentadas; los de naturaleza

marcadamente relacional, como la hostelería, muestran retornos más acotados y probablemente más concentrados en funciones de back-office.

El Modelo HAPC ofrece un marco para sistematizar esa heterogeneidad, pero conviene ser cautos sobre su alcance. Se trata de una propuesta conceptual construida sobre revisión de evidencia secundaria, no sobre datos primarios recolectados expresamente para testear sus predicciones. Sus tres dimensiones — TAC, HCC, OR— tienen respaldo empírico indirecto en los estudios del corpus, pero las interacciones específicas entre ellas no han sido estimadas aún de forma directa. Las cuatro predicciones falsables que el modelo genera están pendientes de contrastación mediante diseños cuasiexperimentales o de panel a nivel de tarea, que constituyen la agenda de investigación más urgente derivada de este trabajo.

Desde el punto de vista de las implicaciones prácticas, tres señales merecen atención. Para los directivos, el hallazgo de que trabajadores con baja alfabetización digital responden negativamente a la introducción de IA — documentado por Shaikh et al. (2023) en el contexto de servicios— sugiere que la inversión en formación del capital humano no es opcional: es una precondition para que la inversión tecnológica genere retornos. Para los responsables de política educativa y laboral, la evidencia de que la IA generativa reduce las brechas de desempeño entre trabajadores noveles y expertos —observado en los experimentos de Brynjolfsson et al. (2023) y Noy y Zhang (2023)— abre una oportunidad redistributiva que requiere diseño deliberado para materializarse. Para la comunidad científica, la casi total ausencia de estudios con datos de empresa real en servicios profesionales —el subsector donde los LLM están generando algunos de sus efectos más documentados experimentalmente— representa la brecha empírica más urgente de cubrir.

Este estudio tiene limitaciones que es necesario reconocer. La ausencia de registro previo del protocolo en PROSPERO limita la verificabilidad del proceso de

selección. La heterogeneidad metodológica entre estudios impidió realizar una síntesis cuantitativa formal mediante meta-análisis; los rangos de efecto reportados son indicativos, no estimaciones combinadas con intervalos de confianza. El sesgo de indexación de Scopus hacia economías de renta alta deja sin representación adecuada a regiones como América Latina, África subsahariana o el sur de Asia, donde la adopción de IA puede tener dinámicas y consecuencias laborales sensiblemente distintas. Finalmente, los sistemas de IA agéntica —capaces de ejecutar flujos de trabajo autónomos de múltiples pasos— comenzaron a desplegarse en organizaciones durante 2024 y 2025, y su impacto sobre la productividad es prácticamente terra incognita: los marcos metodológicos desarrollados para tareas discretas pueden no ser adecuados para capturarlo.

5. REFERENCIAS

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial intelligence, automation and work. In A. Agrawal, J. Gans, & A. Goldfarb (Eds.), *The economics of artificial intelligence: An agenda* (pp. 197–236). University of Chicago Press.
- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). *The economics of artificial intelligence: An agenda*. University of Chicago Press.
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: An R-tool for comprehensive science mapping analysis. *Journal of Informetrics*, 11(4), 959–975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2024). *Inteligencia artificial y productividad en América Latina y el Caribe*. BID.
- Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., Altman, R., Arora, S., von Arx, S., et al. (2021). *On the opportunities and risks of foundation models*. Stanford Center for Research on Foundation Models.

- Brynjolfsson, E., Li, D., & Raymond, L. R. (2023). Generative AI at work. National Bureau of Economic Research Working Paper No. 31161. <https://doi.org/10.3386/w31161>
- Brynjolfsson, E., Rock, D., & Syverson, C. (2021). The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 13(1), 333–372. <https://doi.org/10.1257/mac.20180386>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe. (2024). Inteligencia artificial y transformación digital en América Latina y el Caribe. Naciones Unidas.
- Damioli, G., Van Roy, V., Vertesy, D., & Vivarelli, M. (2021). The impact of artificial intelligence on labor productivity. *Eurasian Business Review*, 11(1), 1–25. <https://doi.org/10.1007/s40821-020-00172-8>
- Dell'Acqua, F., McFowland, E., Mollick, E., Lifshitz-Assaf, H., Kellogg, K., Rajendran, S., et al. (2023). Navigating the jagged technological frontier: Field experimental evidence of the effects of AI on knowledge worker productivity and quality. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4573321>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Baabdullah, A. M., Ribeiro-Navarrete, S., Giannakis, M., Al-Debei, M. M., et al. (2023). So what if ChatGPT wrote it? Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI. *International Journal of Information Management*, 71, 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- George, G., Lakhani, K. R., & Puranam, P. (2024). What has changed with generative artificial intelligence? *Academy of Management Discoveries*, 10(1), 1–9. <https://doi.org/10.5465/amd.2023.0101>
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660. <https://doi.org/10.5465/annals.2018.0057>
- Hong, Q. N., Fàbregues, S., Bartlett, G., Boardman, F., Cargo, M., Dagenais, P., et al. (2018). The Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) version 2018 for information professionals and researchers. *Education for Information*, 34(4), 285–291.
- Irgang, S., Schnellbacher, P., & Schüller, K. (2026). Artificial intelligence and healthcare productivity: A systematic review. *Health Policy and Technology*, 15(1), 100932.

- Kasneci, E., Sessler, K., Küchemann, S., Bannert, M., Dementieva, D., Fischer, F., et al. (2023). ChatGPT for good? On opportunities and challenges of large language models for education. *Learning and Individual Differences*, 103, 102274. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2023.102274>
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159–174.
- Mikalef, P., & Gupta, M. (2021). Artificial intelligence capability and organizational performance. *Information & Management*, 58(3), 103434. <https://doi.org/10.1016/j.im.2021.103434>
- Mollick, E. (2024). Co-intelligence: Living and working with AI. *Portfolio*.
- Noy, S., & Zhang, W. (2023). Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence. *Science*, 381(6654), 187–192. <https://doi.org/10.1126/science.adh2586>
- Organización Internacional del Trabajo. (2024). Panorama laboral de América Latina y el Caribe 2024. OIT.
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Pappas, I. O., Mikalef, P., Giannakos, M., Krogstie, J., & Lekakos, G. (2023). Big data and business analytics ecosystems. *Information Systems and e-Business Management*, 21(2), 231–241.
- Pillai, S. G., Haldorai, K., Seo, W. S., & Kim, W. G. (2021). COVID-19 and hospitality 5.0. *International Journal of Hospitality Management*, 94, 102869.
- Prikshat, V., Nankervis, A., Burgess, J., Connell, J., & Siengthai, S. (2023). Artificial intelligence, human resource management and organizational performance: A systematic review. *Technological Forecasting and Social Change*, 191, 122511.
- Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- Tambe, P., Cappelli, P., & Yakubovich, V. (2019). Artificial intelligence in human resources management. *California Management Review*, 61(4), 15–42. <https://doi.org/10.1177/0008125619867910>

- Topol, E. (2019). *Deep medicine: How artificial intelligence can make healthcare human again*. Basic Books.
- van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software survey: VOSviewer. *Scientometrics*, 84(2), 523–538. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-0146-3>
- Wilson, H. J., & Daugherty, P. R. (2018). Collaborative intelligence: Humans and AI are joining forces. *Harvard Business Review*, 96(4), 114–123.
- Yadav, G., Luthra, S., Jakhar, S. K., Mangla, S. K., & Rai, D. P. (2020). A framework to overcome sustainable supply chain challenges through artificial intelligence. *International Journal of Production Research*, 58(5), 1535–1551.