

Impacto de la Inteligencia Artificial en el desempeño y la productividad laboral: Un estudio exploratorio multisectorial.

Anderson Sneider López Olaya

Jhon Anderson Sanabria Acosta

Trabajo de Grado para Optar el Título de Ingeniero Industrial

Director

Iván David Ortiz Pineda

Candidato a Doctor en Ciencias de la Computación

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas

Escuela de estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2026

Tabla de contenido

	Pág.
Introducción	11
1. Planteamiento del problema.....	12
2. Objetivos	15
2.1 Objetivo general.....	15
2.2 Objetivos específicos	15
2.3 Cumplimiento de los objetivos	16
3. Marco referencial	16
3.1 Marco de antecedentes	16
3.1.1 Antecedentes internacionales.....	16
3.1.2 Antecedentes nacionales.	18
3.1.3 Síntesis crítica.	19
3.2 Marco teórico.....	19
3.2.1 Concepto y evolución de inteligencia artificial.	19
3.2.2 Inteligencia artificial e inteligencia artificial generativa.	20
3.2.3 Productividad y desempeño laboral.	20
3.2.4 Métodos de medición de productividad laboral.....	21
3.2.5 Influencia de la IA en la productividad laboral	22
3.2.6 Interacción entre los trabajadores y la inteligencia artificial.	23
3.2.7 Competencias para el trabajo con inteligencia artificial.	24
3.2.8 Tecnologías habilitadoras de la IA en el ámbito laboral.....	24
3.2.9 Protocolo PRISMA.	28
4. Metodología	31
5. Revisión de literatura	32
5.1. Protocolo de búsqueda	33
5.2. Análisis bibliométrico.....	35
5.3. Síntesis de los artículos analizados	39
6. Adopción de IA en el sector productivo	41
6.1 Patrones comunes en la adopción de IA en el sector productivo.....	41

6.1.1 Automatización de tareas operativas.	41
6.1.2 Mejora del análisis de datos.	42
6.1.3 Soporte en la gestión del talento humano.	44
6.2 Divergencias sectoriales en el impacto de la IA	45
6.2.1 Sector industrial y manufactura.	46
6.2.2 Sector salud.	47
6.2.3 Sector servicios.	48
6.2.4 Sector educativo y creativo.	49
6.3 Relación con la automatización y la toma de decisiones	51
6.3.1 Optimización de procesos operativos y administrativos.	52
6.3.2 Toma de decisiones.	53
6.3.3 Fortalecimiento de perfiles profesionales.	54
7. Factores determinantes en el impacto de la IA en el ámbito laboral	56
7.1 Uso de herramientas de IA.....	57
7.1.1 Gemelos digitales.....	59
7.1.2 Internet de las cosas.	61
7.1.3 Computación en la nube.....	62
7.1.4 Análisis de Big Data	64
7.1.5 Automatización Robótica de Procesos.....	65
7.1.6 Robots industriales.....	66
7.1.7 Deep learning	67
7.2 Automatización de tareas repetitivas	68
7.3 Sustitución vs complementariedad laboral	70
7.4 Integración estratégica de IA en procesos empresariales	72
7.5 Capital intangible y tecnología	73
7.6 Percepción y aceptación de IA.....	76
7.7 Impacto en rendimiento laboral	77
7.8 Competencias y formación laboral	79
8. Análisis de integración organizacional y de competencias.....	80
8.1. Mecanismos de impacto en el rendimiento operativo.....	81
8.1.1 Automatización y reconfiguración de tareas.....	81
8.1.2 Eficiencia y disponibilidad.	83
8.1.3 Sistemas de apoyo al desempeño.	84
8.2. Integración organizacional y coordinación de sistemas.....	86
8.2.1 Gobernanza y transparencia.	86

8.2.2 Ergonomía y entorno de gestión.	87
8.3. Dimensión humana: Competencias y factores actitudinales.....	88
8.3.1 Autoeficacia y factores psicológicos.	88
8.3.2 Evolución de competencias laborales	89
8.3.3 Percepción de justicia y calidad	91
8.4. Síntesis de factores determinantes	91
9. Discusión.....	93
11. Líneas futuras de investigación.....	94
12. Conclusiones	96
Referencias bibliográficas.....	99

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Cumplimiento de los objetivos	16
Tabla 2. Lista de comprobación de los ítems a incluir en una revisión sistemática o un metaanálisis.....	28
Tabla 3. Metodología propuesta.....	31
Tabla 4. Protocolo PRISMA	33
Tabla 5. Categorías y subcategorías de información	40
Tabla 6. Comparación de hallazgos por sector	51
Tabla 7. Factores críticos en la adopción de IA y su efecto en el empleo	56
Tabla 8. Ejemplos de gemelos digitales en empresas multinacionales.....	60
Tabla 9. Ejemplos de IoT en empresas multinacionales	62
Tabla 10. Ejemplos de empresas proveedoras de computación en la nube	63
Tabla 11. Ejemplos de empresas líderes en análisis de Big Data	64
Tabla 12. Aplicaciones de RPA en organizaciones globales	66
Tabla 13. Aplicación de robots industriales en la industria moderna	67
Tabla 14. Herramientas digitales para la automatización de procesos en el trabajo.....	69
Tabla 15. Ejemplos de sustitución vs. complementariedad laboral	71
Tabla 16. Áreas de fortalecimiento de capital intangible.....	74
Tabla 17. Factores claves para la adopción de la IA en entornos empresariales	77
Tabla 18. Relación entre sistemas inteligentes y la reducción de factores de riesgo.....	82
Tabla 19. Sistemas de apoyo al desempeño.....	85

Tabla 20. Tecnologías de IA para la optimización de la ergonomía y la eficiencia en la gestión operativa.....	88
Tabla 21. Evolución de las competencias laborales en entornos asistidos por inteligencia artificial.....	90
Tabla 22. Factores determinantes del impacto laboral de la IA.....	92

Lista de figuras

	Pág.
Figura 1. Flujo de información a través de las diferentes fases de una revisión sistemática.	30
Figura 2. Diagrama PRISMA para selección de artículos.	35
Figura 3. Serie de tiempo de número de artículos por año	36
Figura 4. Documentos por año por revista científica.....	37
Figura 5. Diagrama de número de artículos por país.....	38
Figura 6. Diagrama de número de artículos por área.....	38
Figura 7. Principales herramientas de IA y sus aplicaciones en el ámbito laboral.....	59

Lista de apéndices

Ver apéndices adjuntos

Apéndice A. Bitácora de la revisión de literatura

Apéndice B. Artículo elaborado para su potencial publicación en una revista científica

Resumen

Título: Impacto de la Inteligencia Artificial en el desempeño y la productividad laboral: Un estudio exploratorio multisectorial.*

Autor: Anderson Sneider López Olaya, Jhon Anderson Sanabria Acosta**

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, productividad laboral, desempeño laboral, automatización, transformación digital.

Descripción: El presente estudio analiza el impacto de la inteligencia artificial (IA) en el desempeño y la productividad laboral mediante una revisión sistemática de literatura con enfoque multisectorial, abarcando los sectores: industrial, salud, servicios y educativo. Para ello, se aplicó un protocolo basado en PRISMA que permitió la selección y análisis de investigaciones publicadas entre 2018 y 2025. Los resultados evidencian que la IA contribuye a la automatización de tareas y al fortalecimiento de la toma de decisiones, generando mejoras en la eficiencia y el aprovechamiento del tiempo. Sin embargo, su impacto no es homogéneo, ya que depende del nivel de integración organizacional, las competencias de los trabajadores y las características propias de cada sector. Así mismo, se identificó que la relación entre la IA y el desempeño laboral está mediada por factores técnicos, organizacionales y humanos, por lo que su efecto no es automático, sino condicionado por el contexto en el que se implementa. En consecuencia, el estudio subraya la necesidad de adoptar estrategias integrales que articulen la tecnología con el desarrollo del talento humano, el fortalecimiento de competencias digitales y la transformación de la cultura organizacional, como condiciones fundamentales para potenciar los beneficios reales de la IA en los entornos laborales contemporáneos.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Ingeniería Industrial. Director: Iván David Ortiz Pineda. Candidato a Doctor en Ciencias de la Computación.

Abstract

Title: Impact of Artificial Intelligence on Job Performance and Labor Productivity: A Multisectoral Exploratory Study*

Author: Anderson Sneider López Olaya, Jhon Anderson Sanabria Acosta¹

Key Words: Artificial Intelligence, labor productivity, job performance, automation, digital transformation.

Description: This study analyzes the impact of artificial intelligence (AI) on work performance and labor productivity through a systematic literature review with a multisectoral approach, covering four key sectors: industrial, healthcare, services, and education. In pursuit of methodological soundness, a PRISMA-based protocol was applied, enabling the selection and critical analysis of research studies published between 2018 and 2025. The findings indicate that AI contributes significantly to task automation and the strengthening of decision-making processes, thereby generating measurable improvements in operational efficiency and the overall use of working time. However, its impact is not uniform across contexts, as it largely depends on the level of organizational integration, the digital competencies of the workforce, and the specific characteristics and demands of each sector. It was likewise identified that the relationship between AI and work performance is mediated by a combination of technical, organizational, and human factors, which means that its effect is neither immediate nor automatic, but rather conditioned by the context in which it is implemented. Consequently, the study underscores the importance of adopting comprehensive strategies that effectively align technological adoption with human talent development, the reinforcement of digital skills, and a broader transformation of organizational culture as fundamental conditions for fully maximizing the real and sustainable benefits of AI in contemporary work environments.

* Degree Work

¹ Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Industrial Engineering. Director: Ivan David Ortiz Pineda. PhD. (c) in Computer Science.

Introducción

En la actualidad, la inteligencia artificial (IA) se ha consolidado como un motor fundamental en la transformación de los entornos laborales, impulsando la automatización de tareas, la optimización de procesos operativos y el fortalecimiento de la toma de decisiones basada en datos. No obstante, su adopción a nivel global es heterogénea y enfrenta desafíos críticos que van desde la brecha de habilidades técnicas y la resistencia al cambio organizacional, hasta la complejidad de integrar estas nuevas tecnologías con los sistemas ya existentes.

A pesar del discurso tecnocéntrico predominante, persisten vacíos en la comprensión integral de cómo la IA incide realmente en el desempeño y la productividad desde una perspectiva humana. Existe una necesidad latente de analizar estos efectos en términos de eficiencia técnica y también en sus dimensiones organizacionales, formativas y psicosociales, identificando cómo varían estas dinámicas entre diferentes sectores económicos.

Bajo este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo evaluar el impacto de la inteligencia artificial en el desempeño y la productividad laboral mediante una revisión sistemática multisectorial. El alcance de la investigación abarca los sectores de la industria, la salud, los servicios y la educación, centrandó el análisis en la literatura científica publicada entre los años 2018 y 2025. Para asegurar el rigor, la transparencia y la replicabilidad del estudio, se emplea la metodología PRISMA en el proceso de selección y análisis de las fuentes.

A través de este enfoque, se pretende identificar tendencias emergentes, métodos de medición efectivos y las principales divergencias sectoriales en la implementación de la IA. Se espera que los hallazgos proporcionen elementos clave para el diseño de estrategias de gestión que promuevan entornos laborales más seguros, sostenibles y adaptativos. Finalmente, este estudio busca visibilizar cómo la colaboración humano-máquina puede potenciar las

capacidades de los trabajadores, permitiéndoles migrar hacia tareas de mayor valor estratégico y creativo, favoreciendo así un desarrollo organizacional centrado en el ser humano.

Este documento se estructura de la siguiente manera: en la primera sección se presenta el marco teórico y los antecedentes relevantes que sustentan la investigación; posteriormente, se describe la metodología empleada para el desarrollo del estudio. A continuación, se exponen los resultados obtenidos, seguidos de su respectivo análisis y discusión. Finalmente, se presentan las conclusiones.

1. Planteamiento del problema

La inteligencia artificial (IA) está transformando de manera acelerada los entornos laborales al automatizar tareas repetitivas, optimizar procesos productivos y facilitar el análisis de grandes volúmenes de datos, lo que contribuye a la eficiencia organizacional y permite a los empleados enfocarse en actividades de mayor valor estratégico y creativo (Maldonado-Canca, 2024). Su adopción, sin embargo, no es homogénea y varía según el sector económico. En logística, por ejemplo, la integración de Big Data y algoritmos de IA optimiza la planificación y el control de cadenas de suministro, incrementando la eficiencia operativa (Hoffman et al., 2023). En contraste, en salud y manufactura se priorizan aplicaciones vinculadas a diagnósticos o a la automatización de procesos (Younis et al., 2024), con efectos diferenciados sobre la productividad y las competencias requeridas.

A pesar de su promesa, la incorporación de tecnologías basadas en IA genera incertidumbres respecto al papel de los trabajadores, las competencias requeridas y los efectos reales sobre el desempeño individual y colectivo. Uno de los principales desafíos asociados a esta transformación es la existencia de una brecha significativa de habilidades y talentos en el

mercado laboral. Aunque la demanda de expertos en tecnologías como análisis de datos, aprendizaje automático y gestión de tecnologías digitales aumenta, muchas empresas enfrentan dificultades para reclutar y formar profesionales con estas capacidades, lo cual exige ajustes curriculares y programas de capacitación continuas por parte de las instituciones educativas (Johnson et al., 2021).

Otro reto está en la capacidad de las organizaciones para integrar las tecnologías de IA en sus sistemas y procesos existentes. Estudios demuestran que, aunque la IA pueda generar beneficios como la eficiencia operativa y la reducción de costos, estos beneficios no son automáticos ni están garantizados. Persisten limitaciones derivadas de estructuras tecnológicas heredadas, resistencia al cambio y falta de capacidades internas para adaptar sus procesos a soluciones inteligentes (Enholm et al., 2022). En este sentido, los beneficios de la IA no dependen únicamente de la tecnología en sí, también dependen de la madurez digital de la organización, su cultura de innovación y su disposición a repensar modelos de negocio y flujos de trabajo.

Además, la aceptación de la IA en las empresas depende de las actitudes y predisposiciones de los empleados hacia esta tecnología. Al considerar algunos factores psicológicos y actitudinales, como la aceptación de la tecnología y la autoeficacia tecnológica, se puede gestionar la formación de equipos para reducir la resistencia y facilitar la integración de AI en los procesos organizacionales.

En este panorama, es importante realizar un análisis multisectorial que permita comprender las oportunidades y riesgos de la IA en distintos contextos productivos, identificar beneficios específicos y proponer estrategias de implementación adaptadas. Esto implica medir sus impactos en la productividad y el desempeño laboral, pero también considerar factores técnicos, organizacionales, formativos y psicosociales que inciden en su adopción. Con base en lo anterior, la presente investigación se orienta a responder la siguiente pregunta de

investigación: ¿Cuál es el impacto de la inteligencia artificial en el desempeño y la productividad laboral, según la evidencia reportada en estudios científicos identificados a través de una revisión sistemática, considerando tendencias, métodos de medición y factores determinantes?

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Evaluar el impacto de la inteligencia artificial (IA) en el desempeño y la productividad laboral a través de una revisión sistemática, identificando tendencias, métodos de medición y diferencias entre sectores industriales para comprender su influencia en la eficiencia organizacional y el desarrollo de competencias.

2.2 Objetivos específicos

- Desarrollar un protocolo de revisión sistemática PRISMA para la búsqueda, selección y análisis de estudios relevantes sobre la aplicación de IA en el ámbito laboral.
- Caracterizar el impacto de la IA en el desempeño y la productividad laboral, destacando patrones comunes, divergencias sectoriales y su relación con la automatización y la toma de decisiones.
- Identificar factores determinantes del impacto de la IA en el desempeño y la productividad laboral, considerando los métodos de medición, la integración en procesos organizacionales y la adopción de competencias laborales.
- Elaborar un artículo académico que integre los hallazgos, proponga recomendaciones prácticas según el análisis por sector y contribuya al diseño de estrategias de adopción de IA.

2.3 Cumplimiento de los objetivos

Tabla 1.

Cumplimiento de los objetivos

Objetivo	Sección del documento
Desarrollar un protocolo de revisión sistemática PRISMA para la búsqueda, selección y análisis de estudios relevantes sobre la aplicación de IA en el ámbito laboral.	<ul style="list-style-type: none"> • Capítulo 5. Revisión de literatura
Caracterizar el impacto de la IA en el desempeño y la productividad laboral, destacando patrones comunes, divergencias sectoriales y su relación con la automatización y la toma de decisiones.	<ul style="list-style-type: none"> • Capítulo 6. Adopción de IA en el sector productivo
Identificar factores determinantes del impacto de la IA en el desempeño y la productividad laboral, considerando los métodos de medición, la integración en procesos organizacionales y la adopción de competencias laborales.	<ul style="list-style-type: none"> • Capítulo 7. Factores determinantes en el impacto de la IA en el ámbito laboral • Capítulo 8. Análisis de integración organizacional y de competencias
Elaborar un artículo académico que integre los hallazgos, proponga recomendaciones prácticas según el análisis por sector y contribuya al diseño de estrategias de adopción de IA.	<ul style="list-style-type: none"> • Apéndice B.

3. Marco referencial

3.1 Marco de antecedentes

3.1.1 Antecedentes internacionales.

En investigaciones recientes se ha evidenciado que la adopción de sistemas basados en inteligencia artificial (IA) genera efectos significativos en la eficiencia y el rendimiento laboral,

aunque estos impactos varían según el grado de madurez digital de las organizaciones y la naturaleza de las tareas automatizadas.

Por ejemplo, en la investigación cuantitativa desarrollada por Gao & Feng (2023) se analizaron microdatos de empresas manufactureras en China, empleando regresiones instrumentales para establecer relaciones de causalidad entre la penetración de IA y la productividad total de los factores. Los autores descubrieron que un incremento del 1% en la penetración de IA puede incrementar la productividad total de las empresas en un 14.2%, siendo este efecto aún mayor las industrias tecnológicamente intensivas o de capital intensivo.

Así mismo, Cranefield et al. (2023) desarrollaron una investigación cualitativa para explorar las experiencias de los participantes con asistentes digitales de productividad algorítmica (DPA) en Microsoft Office 365. Entre los hallazgos de la investigación, los autores concluyeron que la interacción con los DPA tiene un impacto positivo en la productividad y el bienestar laboral, siempre y cuando los trabajadores desarrollen capacidades de adaptación de sus prácticas y uso efectivo de estas herramientas. Sin embargo, también identificaron riesgos de sobrecarga laboral y discrepancia entre la percepción de los empleados y los datos proporcionados por la IA.

En el sector de la salud, Hazarika (2020) realizó una revisión de literatura con un análisis cualitativo de estudios existentes sobre el impacto de la IA en el área de atención médica, destacando el potencial de la IA de automatizar tareas rutinarias, como la transcripción de registros clínicos y la gestión administrativa. El autor indica que la implementación adecuada de la IA permite que los profesionales dediquen más tiempo a la atención directa al paciente y puede reducir la carga laboral y riesgo de burnout, lo que mejora el bienestar de los trabajadores sanitarios.

3.1.2 Antecedentes nacionales.

En Colombia Ramírez y López (2020) desarrollaron una revisión de literatura sobre las tecnologías 4.0 aplicadas a la mantenimiento industrial para conocer el estado de adopción de estas tecnologías y poder identificar brechas y oportunidades. En cuanto a los hallazgos, los autores mencionaron que la integración de la IA junto con el aprendizaje automático permite la monitorización remota de condiciones operativas, reduce la exposición directa de los trabajadores a entornos de alto riesgo y posibilita diagnósticos predictivos que disminuyen los mantenimientos no programados.

De forma complementaria, en el trabajo realizado por Salazar et al. (2024) se analizaron encuestas sobre el grado de adopción de tecnologías de Industria 4.0 en Colombia. Los autores encontraron que la IA puede aportar valor en el mantenimiento predictivo, la optimización de recursos en las empresas y el mejoramiento de los procesos, lo que potencialmente mejora las condiciones laborales al reducir tareas repetitivas o peligrosas para los empleados .

En el ámbito académico, varios trabajos de la Universidad Industrial de Santander han abordado la relación de la IA en la productividad de diferentes sectores. Rodríguez-Quintero (2025) realizó un estudio sobre la implementación de la Agricultura 4.0 en el sector cafetero, enfocado en los pequeños productores. Entre los hallazgos, la autora evidenció que la IA mejora significativamente las actividades laborales al permitir el monitoreo de los cultivos en tiempo real y optimizar el uso de recursos como agua y fertilizantes.

Por su parte, en la investigación de Vargas-Moreno y Tejedor-Delgado (2025) se desarrolló una estrategia pedagógica basada en objetos virtuales de aprendizaje para mejorar la enseñanza sobre el uso adecuado de elementos de protección personal en la industria manufacturera. Los autores resaltan que la IA, en el marco de la Industria 4.0, puede contribuir

a la seguridad y salud ocupacional mediante tecnologías inmersivas (como realidad virtual y aumentada) y sistemas de evaluación ergonómica

3.1.3 Síntesis crítica.

Los antecedentes internacionales muestran que la IA impacta positivamente en la productividad, aunque los resultados varían según el contexto organizacional, el sector y la disposición de los trabajadores para adaptarse. En Colombia, aunque se identifican avances en mantenimiento industrial, agricultura y manufactura, los estudios aún son incipientes y dispersos, centrados en aplicaciones específicas. Pese a los aportes, se observa un vacío en investigaciones sistemáticas multisectoriales que analicen de manera comparativa los beneficios y limitaciones de la IA en distintos sectores productivos. Este vacío justifica la necesidad de la presente investigación.

3.2 Marco teórico

3.2.1 Concepto y evolución de inteligencia artificial.

La inteligencia artificial (IA) se define como el desarrollo y utilización de algoritmos computacionales complejos que emulan aspectos de la inteligencia humana, tales como percepción visual, reconocimiento de patrones, toma de decisiones y resolución de problemas para lograr un rendimiento comparable o superior al de los humanos en estas tareas (Yinghui et al., 2025). Esta tecnología tiene capacidades que incluyen el soporte de información y a su vez un soporte emocional, facilitando tareas estructuradas y no estructuradas. Además, con el paso de los años se ha identificado que la IA, en forma de chatbots es capaz de proporcionar un

soporte eficiente, con base en el uso de algoritmos y modelos de aprendizaje automáticos que facilitan la interacción con los usuarios porque complementan las capacidades humanas (Lin et al., 2024).

La IA ha evolucionado desde sus inicios en la década de 1950, cuando se basaba en enfoques simbólicos y sistemas expertos, hasta los avances actuales en aprendizaje automático y profundo, gracias al aumento de datos y poder de procesamiento. Con el paso del tiempo, la IA ha pasado por períodos de auge y retroceso, pero hoy es una tecnología madura que realiza tareas específicas con eficiencia, aunque todavía no iguala la comprensión humana del mundo y los conceptos abstractos (Delipetrev et al., 2020).

3.2.2 Inteligencia artificial e inteligencia artificial generativa.

La IA es una tecnología que ha transformado la forma en que se interactúa con los datos y se toman decisiones, lo cual impacta en diversos ámbitos de la sociedad y la economía. La IA tradicionalmente ha sido vista como la capacidad de los sistemas para realizar tareas como predicciones, clasificación y recomendaciones basadas en datos, mediante algoritmos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

Por otro lado, la inteligencia artificial generativa (IAG o GAI, por sus siglas en inglés) es una rama de la IA que se enfoca en la creación de contenido nuevo y realista, como textos, imágenes o códigos, a partir de *prompts* simples proporcionados por los usuarios. La IAG utiliza modelos generativos profundos y tecnologías como grandes modelos de lenguaje para producir contenido que puede ser indistinguible del creado por humanos (Banh & Strobel, 2023).

3.2.3 Productividad y desempeño laboral.

De acuerdo con Anakpo et al. (2023), la productividad laboral se relaciona con “output” por unidad de “input”, eficiencia y efectividad. Es decir, la productividad se mide no solamente por la cantidad de trabajo realizado (output), también se mide por los recursos utilizados para lograrlo (input), como el tiempo, la energía o las herramientas. La eficiencia se refiere a lograr ese output con el menor input posible, es decir, hacer las cosas de la manera correcta, optimizando recursos y evitando desperdicios (por ejemplo, terminando una tarea en menos tiempo). La efectividad, por otro lado, se enfoca en lograr los objetivos correctos y tener un impacto significativo, es decir, hacer las cosas correctas que proporcionen un valor real al trabajo.

Por su parte, el desempeño laboral es el conjunto de habilidades, conductas y resultados que muestran los trabajadores en el cumplimiento de sus funciones, incluyendo aspectos la calidad del trabajo, la eficiencia en las tareas y la productividad general (Grimani et al., 2019).

3.2.4 Métodos de medición de productividad laboral.

En el ámbito de la gestión, la productividad también se entiende como una medida de eficiencia y efectividad, lo que implica evaluar la cantidad y la calidad del trabajo realizado (Singh et al., 2022). Respecto a la medición de la productividad, algunos trabajos han usado la escala de Likert o escalas validadas para medir factores que inciden en la productividad laboral, como el conflicto familia-trabajo (con 3 ítems), el aislamiento social percibido (4 ítems), el entorno laboral destructivo (3 ítems), la autonomía laboral (4 ítems) y el autoliderazgo (4 ítems). Estos constructos se midieron con escalas Likert de 5 puntos y se analizaron mediante regresión lineal jerárquica para determinar su impacto en la productividad, lo cual es un mecanismo indirecto para evaluar y comprender los factores que la afectan (Galanti et al., 2021).

3.2.5 Influencia de la IA en la productividad laboral.

La inteligencia artificial (IA) influye en la productividad y el desempeño laboral porque aumenta la eficiencia en el lugar de trabajo al automatizar tareas rutinarias y reducir errores, permitiendo que los empleados se concentren en actividades más complejas como la innovación y la resolución de problemas. Además, la IA ayuda en la toma de decisiones precisas y rápidas porque optimiza procesos internos y externos, proporcionando análisis detallados sobre el comportamiento de los empleados, lo cual favorece un mejor ambiente laboral (Ramachandran et al., 2022).

En cuanto a la detección de defectos en procesos productivos, la IA aumenta la exactitud en la identificación y corrección de fallos, incrementando la seguridad y fiabilidad en entornos industriales y tecnológicos, mientras reducen los tiempos de inactividad operativa, lo cual es relevante en sectores como la ingeniería, donde la precisión en el mantenimiento preventivo y la detección temprana de problemas evitan fallos costosos (Al Naqbi et al., 2024).

Respecto a la interacción humano-máquina, la IA puede actuar como un complemento que aumenta la capacidad humana, llenando vacíos de información y acelerando procesos mediante técnicas como reconocimiento de patrones, análisis de datos y procesamiento de lenguaje natural. Sin embargo, esta interacción puede generar sesgos cognitivos, como la automatización excesiva, la confianza ciega en las máquinas y la tendencia a antropomorfizar los sistemas, lo cual puede afectar la calidad de las decisiones y la percepción del rol de la tecnología (Johnson, 2022).

En la gestión del conocimiento, la adopción de la IA ayuda a mejorar la eficiencia y el rendimiento en las empresas. Específicamente, cuando las empresas tienen un mayor conocimiento sobre las tecnologías de IA y fomentan la integración del conocimiento, se aumenta la percepción de utilidad de la IA entre los empleados y refuerza su confianza en su

uso. Además, la claridad en el conocimiento y su integración facilitan que los empleados tomen decisiones informadas (Khan et al., 2024).

3.2.6 Interacción entre los trabajadores y la inteligencia artificial.

La interacción y la colaboración entre los trabajadores y la inteligencia artificial son cada vez más visibles en diversas industrias y funciones organizacionales, donde las personas y los trabajan como miembros de un mismo equipo. Estos escenarios generan desafíos para la gestión de recursos humanos, especialmente en relación con el temor de los empleados a perder sus empleos y la construcción de confianza entre actores humanos y de IA. Además, la interacción requiere que las expectativas de cumplimiento de tareas por parte de los empleados sean comunicadas y gestionadas cuidadosamente para mantener un ambiente de colaboración (Arslan et al., 2022).

Por su parte, los *chatbots* pueden empoderar a los profesionales, facilitar la gestión de información y aumentar la eficiencia en su trabajo, contribuyendo además a una mayor satisfacción laboral. Sin embargo, la supervisión humana sigue siendo necesaria para garantizar la precisión y evitar sesgos porque estos sistemas aún requieren control y ajuste para un uso efectivo y responsable (Nordmann et al., 2025).

En cuanto a los asistentes robóticos, se destaca su potencial para ayudar a individuos con discapacidades físicas en entornos laborales porque pueden asistir con tareas técnicas, manejar dispositivos o ayudas técnicas, y facilitar la participación en actividades laborales. para tareas como manipular ayudas técnicas o cargar objetos, lo que facilitaría su movilidad y autonomía en el trabajo (Sørensen et al., 2025).

Así mismo, la IA fortalece la seguridad de los trabajadores mediante una combinación de tecnologías s que permiten anticipar, prevenir y mitigar riesgos laborales. A través del

monitoreo y la vigilancia en tiempo real, la IA utiliza visión computacional y cámaras térmicas para supervisar continuamente las actividades de los empleados, identificando peligros y generando alertas inmediatas ante situaciones de riesgo, como el estrés térmico. Además, la incorporación de robots y exoesqueletos también fortalece la seguridad porque reduce la exposición de los empleados a tareas físicamente exigentes o peligrosas, disminuyendo la fatiga y las lesiones musculares (Shah & Mishra, 2024).

3.2.7 Competencias para el trabajo con inteligencia artificial.

Las habilidades que un trabajador debe poseer para adaptarse a la era de la IA y mejorar su desempeño laboral incluyen habilidades duras y blandas. Entre las habilidades duras, se destacan la alfabetización digital avanzada y competencias en IA. En cuanto a las habilidades blandas, se reconoce la capacidad de gestión de personas, pensamiento crítico, colaboración, ética y juicio. Además, la capacidad de aprendizaje continuo (*“lifelong learning”*), adaptabilidad y agilidad en el aprendizaje, para afrontar los cambios rápidos en tecnología y en las demandas del mercado laboral es imprescindible (Bukartaite & Hooper, 2023).

También es fundamental que entre las habilidades blandas se desarrollen la creatividad y la innovación porque los empleados deben enfocarse en resolver problemas complejos y generar ideas, mientras las tareas repetitivas son automatizadas. La adaptabilidad y el aprendizaje continuo cobran relevancia, requiriendo disposición para adquirir nuevos conocimientos, especialmente en tecnologías emergentes, mediante programas de formación personalizados apoyados por IA (Ramachandran et al., 2022).

3.2.8 Tecnologías habilitadoras de la IA en el ámbito laboral.

Las herramientas de inteligencia artificial en el entorno laboral se relacionan con procesos de automatización que incorporan tecnologías como máquinas, robótica y algoritmos, así como innovaciones en inteligencia artificial y aprendizaje automático, las cuales permiten ejecutar tareas tradicionalmente realizadas por humanos. Para Almusharraf (2025), la automatización incluye software e inteligencia artificial para optimizar la toma de decisiones, gestionar datos y mejorar servicios, además de aplicaciones específicas como cirugías robóticas y sistemas de diagnóstico impulsados por IA en el sector salud. También los autores mencionan tecnologías clave en entornos productivos como el Internet de las Cosas (IoT), análisis de big data y computación en la nube en sistemas de manufactura inteligente, así como vehículos autónomos, gemelos digitales y redes energéticas inteligentes, que forman parte de procesos automatizados en distintas industrias.

De acuerdo con Shen & Zhang (2024), las herramientas de inteligencia artificial más utilizadas en el ámbito laboral se materializan principalmente a través de la instalación de robots industriales en empresas manufactureras, los cuales representan la forma concreta de adopción de IA en los procesos productivos; así mismo, los factores inteligentes de producción incluyen robots, el Internet de las Cosas (IoT) y el análisis extensivo de datos, los cuales están transformando la dinámica del mercado laboral, además de destacar el uso de deep learning, que permite a las máquinas ejecutar tareas más compleja, y la Robotic Process Automation (RPA), tecnología capaz de aprender e imitar tareas repetitivas realizadas por trabajadores.

Esta convergencia tecnológica se potencia mediante la interconectividad de los dispositivos, donde las máquinas equipadas con sensores y conectadas a Internet permiten vincular el sistema físico con su espejo digital, conocido como gemelo digital; estos gemelos digitales son réplicas digitales exactas de un sistema o componente físico que utilizan datos del sistema real como insumos para simular cómo influyen en su comportamiento. Una vez diseñado el modelo adecuado, pueden generarse datos de fallas mediante la versión simulada

del equipo para entrenar algoritmos de detección de fallos, lo que permite clasificar si ocurrirá una falla o predecir cuándo sucederá estimando la vida útil restante de la maquinaria; en este contexto, el mantenimiento predictivo busca anticipar el momento en que un componente o sistema dejará de cumplir su función, destacando el uso de los gemelos digitales en la simulación de procesos industriales y la predicción de fallos en equipos (Van Dinter et al., 2022).

La viabilidad de estas réplicas virtuales y modelos predictivos depende directamente de la infraestructura de captura de datos en tiempo real; en este sentido, Bouchikhi et al. (2024), define el Internet de las Cosas (IoT) como dispositivos inteligentes conectados en red, equipados con sensores de información y comunicados a través de redes basadas en Internet, capaces de recopilar datos masivos sobre la producción laboral, características individuales y dinámicas grupales, lo cual permite analizar los flujos de trabajo y generar predicciones y medidas preventivas y adaptativas.

Para procesar y gestionar este volumen masivo de información capturado por el IoT, se requiere de una arquitectura robusta y escalable; en este contexto, la computación en la nube es un modelo que proporciona servicios de cómputo bajo demanda a través de Internet, permitiendo acceso flexible, escalable y sin necesidad de infraestructura física propia, con características como autoservicio bajo demanda, elasticidad rápida, agrupación de recursos y pago por uso ; dentro de este modelo, las plataformas SaaS (Software as a Service) son servicios donde las empresas ofrecen aplicaciones basadas en suscripción, generalmente accesibles vía web, sin necesidad de instalación local, como parte de los modelos de servicio de la nube; y los Cloud AI Services se refieren a la integración de capacidades de Inteligencia Artificial en entornos cloud para ofrecer análisis avanzado de datos, automatización, gestión inteligente de recursos, seguridad mejorada y procesamiento de lenguaje natural, optimizando operaciones y

mejorando la toma de decisiones a través del aprendizaje automático y modelos predictivos (Kumar A., 2024).

Esta infraestructura en la nube proporciona la potencia de cómputo necesaria para ejecutar análisis complejos a gran escala; bajo este esquema, el análisis de Big Data en las empresas consiste en recopilar y procesar grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados (como registros de desempeño, datos de tiempo trabajado, comunicaciones internas y métricas de productividad) para identificar patrones, tendencias y correlaciones que influyen en el rendimiento laboral. Se utiliza mediante técnicas como minería de datos, análisis estadístico y machine learning para evaluar indicadores clave de desempeño (KPIs), detectar cuellos de botella en procesos, analizar la distribución de cargas de trabajo, mejorar la comunicación interna y optimizar la asignación de recursos (Geshkov, 2024).

La Automatización Robótica de Procesos (RPA) en el ámbito laboral se refiere a un conjunto de herramientas que operan sobre la interfaz de otros sistemas informáticos de la misma manera en que lo haría una persona, con el objetivo de reemplazar tareas humanas repetitivas mediante automatización “outside-in”, sin modificar los sistemas existentes. Van der Aalst et al. (2018) explica que los bots de RPA ejecutan reglas simples sobre datos estructurados, interactuando con aplicaciones o APIs para seguir procesos definidos, lo que permite reducir la carga de tareas rutinarias y tediosas sobre los empleados. Además, destaca que RPA ayuda a conectar rápidamente aplicaciones heredadas y mejorar la eficiencia organizacional, siendo especialmente útil en trabajos administrativos donde los empleados actúan como “pegamento” entre distintos sistemas desconectados.

Los robots industriales se definen técnicamente como manipuladores automáticos, reprogramables y multipropósito, capaces de operar en tres o más ejes para aplicaciones de automatización industrial (ISO 8373:2012). En las empresas, estos robots se utilizan como parte de sistemas complejos como celdas robóticas o líneas de manufactura autónomas, donde

ejecutan tareas repetitivas con alta precisión y velocidad, superando a los humanos en productividad y confiabilidad.

Sin embargo, para que estos sistemas físicos trasciendan la ejecución de tareas rígidas y adquieran capacidades de aprendizaje autónomo, se requiere de tecnologías como el Deep Learning, el cual es un enfoque avanzado. Deep Learning es un enfoque avanzado de machine learning basado en redes neuronales profundas (deep neural networks), es decir, modelos con muchas capas y millones de parámetros capaces de representar relaciones altamente complejas y no lineales entre variables.

3.2.9 Protocolo PRISMA.

La metodología PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*, que en español se traduce como "Elementos Preferidos para la Presentación de Revisiones Sistemáticas y Metaanálisis") corresponde a una metodología diseñada para ayudar a los autores a mejorar la presentación de sus revisiones sistemáticas y metaanálisis. De acuerdo con Moher et al. (2014), el método PRISMA se basa en una lista de comprobación (*checklist*) que consta de 27 ítems, los cuales están agrupados en 7 secciones principales. El propósito de esta lista es ayudar a los autores a presentar de manera completa y transparente sus revisiones sistemáticas y metaanálisis. En la Tabla 1 se describe la estructura y contenido de la lista de chequeo y las secciones evaluadas en la redacción de un nuevo artículo de revisión.

Tabla 2.

Lista de comprobación de los ítems a incluir en una revisión sistemática o un metaanálisis.

Sección	Descripción
Título	<ul style="list-style-type: none"> Identificar la publicación como revisión sistemática, metaanálisis o ambos.

Sección	Descripción
Resumen	<ul style="list-style-type: none"> • Incluye: antecedentes; objetivos; fuente de los datos; criterios de elegibilidad de los estudios, participantes e intervenciones; evaluación de los estudios y métodos de síntesis; resultados; limitaciones; conclusiones e implicaciones de los hallazgos principales; número de registro de la revisión sistemática.
Introducción	<ul style="list-style-type: none"> • Justificación • Objetivos
Métodos	<ul style="list-style-type: none"> • Protocolo y registro • Criterios de elegibilidad • Fuentes de información • Búsqueda • Selección de los estudios • Proceso de recopilación de datos • Lista de datos • Riesgo de sesgo en los estudios individuales • Medidas de resumen • Síntesis de resultados • Riesgo de sesgo entre los estudios • Análisis adicionales
Resultados	<ul style="list-style-type: none"> • Selección de estudios • Características de los estudios • Riesgo de sesgo en los estudios • Resultados de los estudios individuales • Síntesis de los resultados • Riesgo de sesgo entre los estudios • Análisis adicionales
Discusión	<ul style="list-style-type: none"> • Resumen de la evidencia • Limitaciones • Conclusiones

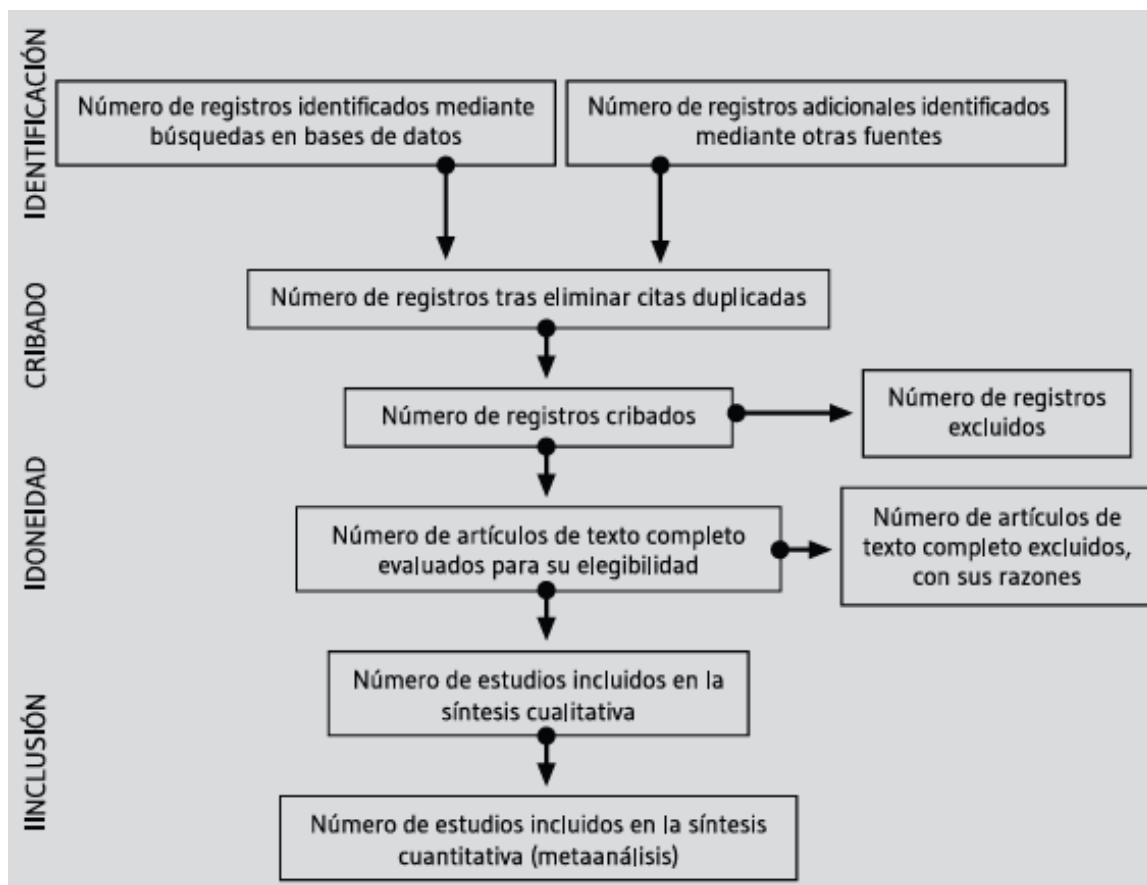
Sección	Descripción
Financiación	• Describir las fuentes de financiación de la revisión sistemática y otro tipo de apoyos, así como el rol de los financiadores en la revisión sistemática

Nota. La información de la tabla fue obtenida de Moher et al. (2014).

Además de la lista de chequeo anterior, la metodología PRISMA incluye un diagrama de flujo en 4 fases que ayuda a visualizar el proceso, desde la identificación de estudios hasta la inclusión final en el análisis, reflejando las diferentes fases de la revisión sistemática (ver Figura 1).

Figura 1.

Flujo de información a través de las diferentes fases de una revisión sistemática



Nota. La figura fue obtenida de Moher et al. (2014).

4. Metodología

Este estudio se desarrolló con un enfoque cualitativo orientado en la comprensión e interpretación de los efectos de la inteligencia artificial (IA) en el desempeño y la productividad laboral, desde una perspectiva exploratoria y multisectorial.

Para alcanzar este propósito, se empleó la metodología PRISMA, la cual ofreció un marco estructurado, transparente y reproducible para la identificación, selección, análisis y evaluación de estudios relevantes al realizar una revisión de literatura. Además, el uso de esta metodología permitió mejorar la calidad del proceso, minimizar sesgos y asegurar la posibilidad de que otros autores puedan replicar o actualizar los estudios en investigaciones futuras. (McGowan et al., 2020).

La metodología PRISMA se consideró pertinente para este plan de proyecto porque permitió abarcar una amplia variedad de fuentes y contextos, facilitando así una visión integral de los efectos de la IA en el ámbito laboral. Siguiendo este marco de trabajo, en la Tabla 2 se describen las fases y actividades previstas que guiarán la implementación de la metodología en este proyecto.

Tabla 3.

Metodología propuesta.

Fase	Actividades principales
Diseño y planeación de la revisión	<ul style="list-style-type: none"> • Formular la pregunta de investigación • Definir criterios de inclusión y exclusión • Elaborar el protocolo PRISMA • Validar el protocolo con el director del trabajo de grado
Búsqueda y selección de literatura	<ul style="list-style-type: none"> • Identificar bases de datos científicas relevantes (Scopus, Web of Science, IEEE, Google Scholar) • Diseñar y ejecutar estrategias de búsqueda con palabras clave

Fase	Actividades principales
	<ul style="list-style-type: none"> • Revisar títulos, resúmenes y textos completos según los criterios establecidos • Documentar el proceso de selección en un diagrama PRISMA
Extracción y sistematización de información	<ul style="list-style-type: none"> • Diseñar una matriz de extracción de datos (variables como sector, métricas de productividad, competencias, metodología aplicada, hallazgos) • Registrar la información de cada artículo seleccionado • Organizar los estudios en categorías comparables
Análisis y síntesis de resultados	<ul style="list-style-type: none"> • Identificar patrones comunes y divergencias en el impacto de la IA en desempeño y productividad. • Analizar los factores determinantes del impacto (métodos de medición, integración en procesos, competencias laborales) • Elaborar tablas, gráficos o mapas conceptuales que sintetizen los hallazgos. • Comparar resultados según contextos y aplicaciones reportadas
Elaboración de resultados y discusión	<ul style="list-style-type: none"> • Redactar los hallazgos principales en relación con los objetivos específicos. • Interpretar los resultados a la luz de teorías previas y literatura existente • Formular recomendaciones prácticas diferenciadas por sector • Identificar vacíos de investigación y proponer líneas futuras
Elaboración del artículo académico	<ul style="list-style-type: none"> • Estructurar el artículo con introducción, metodología, resultados, discusión y conclusiones • Aplicar normas de citación y formato requeridas (APA) • Revisar estilo y coherencia académica • Validar y ajustar el artículo junto al director de trabajo de grado.

5. Revisión de literatura

5.1. Protocolo de búsqueda

Para realizar la revisión preliminar de la literatura, se utilizó como guía la sección metodológica de la guía PRISMA para revisiones de literatura (Moher et al., 2014). (Moher, Liberati, Tetzlaff, Altman, & Prisma, 2014) En la Tabla 3 se sistematizan las 7 actividades que se tuvieron en cuenta para filtrar las investigaciones científicas disponibles.

Tabla 4.

Protocolo PRISMA

Actividad	Descripción
Criterios de elegibilidad	<p>Entre los criterios de inclusión se tendrán en cuenta las siguientes características:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Artículos científicos de acceso abierto en inglés y español publicados entre 2018 y 2025. • Investigaciones que aborden el impacto de la IA sobre la productividad, el desempeño y las condiciones laborales. • Estudios empíricos, estudios de caso, revisiones sistemáticas o artículos de investigación que exploren la aplicación de la IA en entornos laborales. <p>Entre los criterios de exclusión se consideraron que las siguientes características no aportan a la revisión sistemática:</p> <ul style="list-style-type: none"> • Artículos que no estén disponibles en texto completo. • Publicaciones en forma de resúmenes de conferencias sin desarrollo metodológico. • Opiniones, ensayos, artículos de divulgación, editoriales, columnas u otros que no presenten evidencia empírica. • Estudios centrados únicamente en aspectos técnicos de la IA, sin relación con el desempeño o la productividad laboral.
Fuentes de información	<p>Se seleccionó Scopus por ser la base de datos de mayor prestigio para el índice de citaciones y por su exhaustiva curaduría de revistas arbitradas, lo que asegura la calidad científica de las fuentes. Su motor de búsqueda permite una segmentación precisa mediante filtros de idioma, cronología y tipología documental. Para ampliar el alcance de la revisión, se complementó la búsqueda con Google Scholar, integrando literatura académica de acceso abierto y publicaciones complementarias.</p>
Estrategia de búsqueda	<p>Ecuación de búsqueda</p>

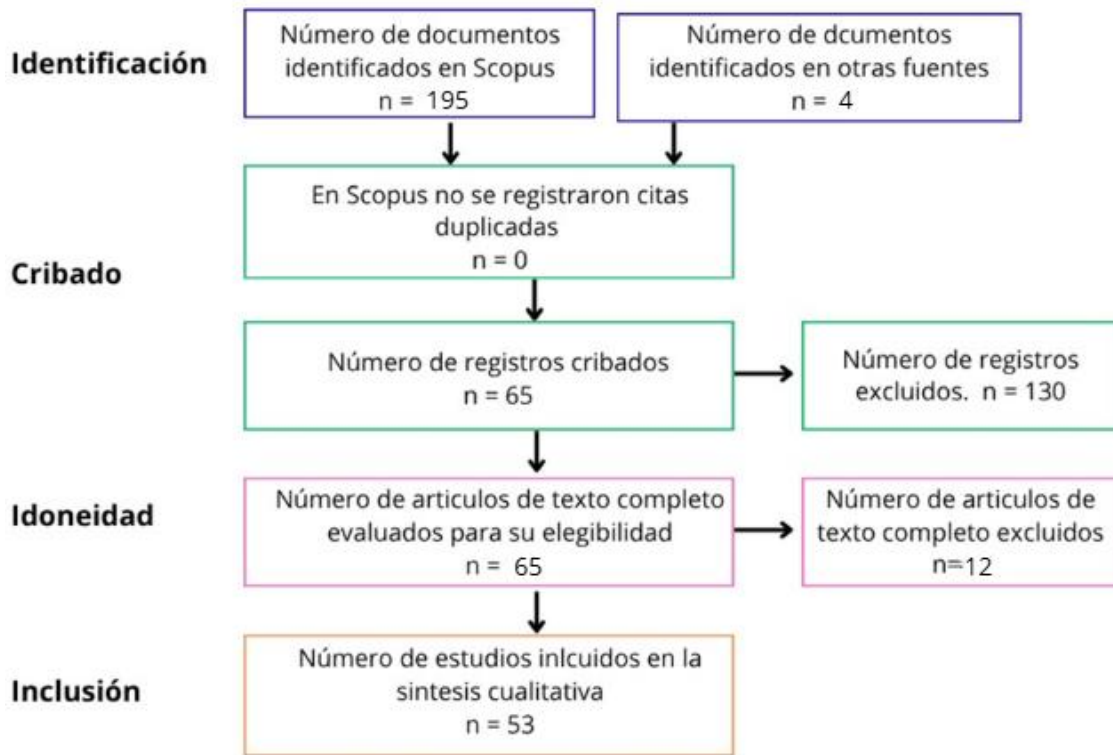
Actividad	Descripción
	("artificial intelligence" OR "AI") AND ("labor productivity" OR "job performance" OR "workplace efficiency" OR "work performance optimization") AND ("impact" OR "effect")
Proceso de selección de estudios	<ul style="list-style-type: none"> • Identificación: Búsqueda inicial usando la ecuación definida en Scopus. • Cribado: Eliminación de duplicados y revisión de títulos/resúmenes. • Evaluación de elegibilidad: Revisión del texto completo para saber si cumple con los todos los criterios de inclusión definidos. • Inclusión: Selección final de artículos relevantes para el análisis.
Proceso de extracción de datos	Los datos extraídos se compilaron en una matriz de extracción de Excel que incluyó las siguientes columnas: título, autor, año, país, metodología, GAP, conclusiones, recomendaciones, limitaciones y métricas.
Ítems de datos	Variables que se tuvieron en cuenta en la investigación: <ul style="list-style-type: none"> • Dimensión Tecnológica (IA) • Desempeño y Productividad • Seguridad y Salud en el Trabajo (SST) • Dimensión Psicosocial y Humana

Nota. La información de la tabla se construyó según los parámetros propuestos por Moher et al. (2014).

Al realizar las actividades correspondientes al metodo (ver Tabla 2) se seleccionaron los documentos científicos que proporcionan más valor a la invetsogación, según su contenido teorico, sus hallazgos y las conlcusiones a las que llegaron los autores. Inicialmente, se introdujo la ecuación de busqueda en Scopus, donde se obtuvieron 191 documentos. De forma complementaria se encontraron 4 articulos en Google Scholar que también contenian información de valor. Sobre estos 195 artículos se seleccionarán los más pertinentes para el objetivo de la investigación, según los criterios de inclusión y exclusión definifos, resultando 53 articulos científicos seleccionados para esta revisión. En la Figura 2 se muestra el diagrama PRISMA para el proceso de selección de los artículos.

Figura 2.

Diagrama PRISMA para selección de artículos.



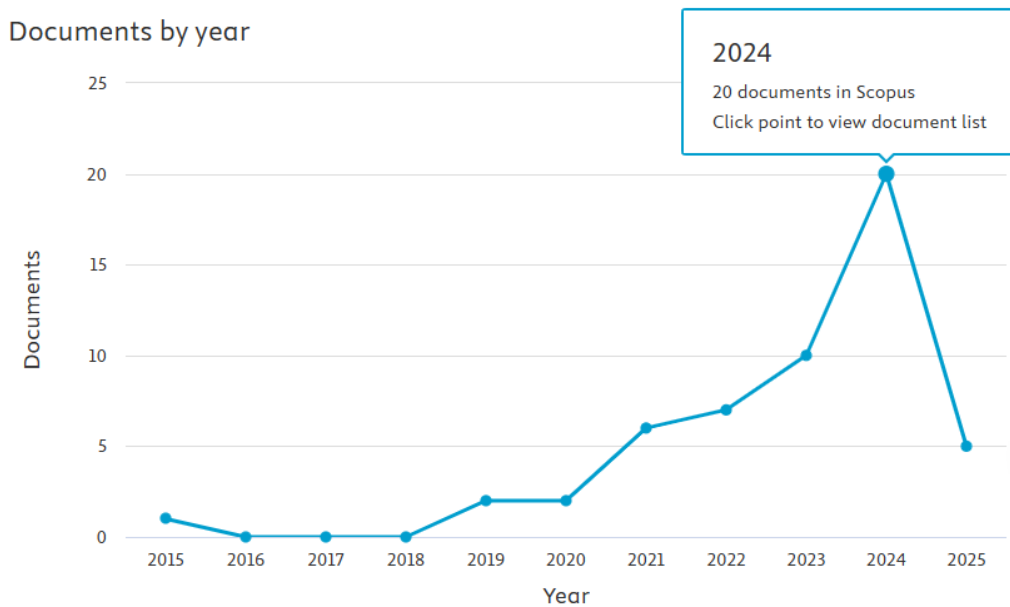
Nota. La figura se realizó con base en la estructura propuesta por Moher et al. (2014).

Al elegir los documentos idóneos para la investigación, se tuvieron en cuenta los análisis bibliométricos disponibles en Scopus para analizar el contexto del tema. Estos análisis permitieron identificar tendencias clave, autores más relevantes, áreas del conocimiento asociadas y las palabras clave más utilizadas, lo que facilitó una selección más precisa y fundamentada de los estudios (ver desde la Figura 3 hasta la Figura 6).

5.2. Análisis bibliométrico

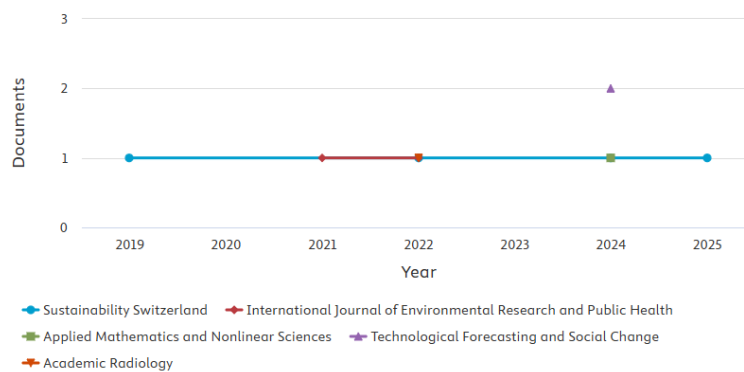
Figura 3.

Serie de tiempo de número de artículos por año



Nota. La imagen fue tomada de Scopus, 2025.

La Figura 3 muestra la distribución anual de documentos indexados en Scopus relacionados con la búsqueda sobre el impacto de la inteligencia artificial (IA) en el desempeño y la productividad laboral, evidenciando una tendencia creciente en la producción científica sobre este tema, especialmente a partir del año 2020, con un aumento más notorio entre 2021 y 2024. El valor más alto se registra en 2024, lo que demuestra un interés creciente y actual en esta línea de investigación, posiblemente impulsado por el avance acelerado de tecnologías basadas en IA y su aplicación práctica en múltiples sectores productivos. Esta concentración reciente de publicaciones permite inferir que el tema es emergente y relevante en la comunidad científica actual.

Figura 4.*Documentos por año por revista científica.*

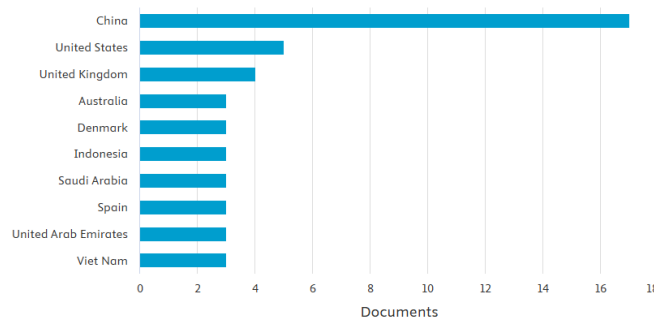
Nota. La imagen fue tomada de Scopus, 2025.

Así mismo, la Figura 4 representa la distribución de documentos por año según la revista en la que fueron publicados, mostrando que el tema se aborda desde diversas disciplinas y que existe un interés transversal por comprender cómo la IA impacta distintas dimensiones del trabajo, aunque la producción aún se encuentra en expansión y diversificación.

Del análisis de la Figura 4 se destacan fuentes académicas relevantes que han publicado sobre el tema entre 2019 y 2024. Cada fuente aparece con un solo documento en un año específico, lo que permite inferir que la producción científica está creciendo, pero aún está dispersa entre diferentes revistas y no concentrada en una sola publicación especializada. Entre estas revistas se identificaron Sustainability Switzerland, con publicaciones en 2019 y 2025, lo que indica un enfoque desde la sostenibilidad y el desarrollo organizacional; International Journal of Environmental Research and Public Health en 2021, lo que refleja una aproximación desde la salud pública y el bienestar laboral; Applied Mathematics and Nonlinear Sciences junto con Academic Radiology en 2022, lo cual sugiere que también existe interés en aplicaciones técnicas y sectoriales específicas; y Technological Forecasting and Social Change en 2024, una revista clave para temas de innovación y transformación tecnológica.

Figura 5.

Diagrama de número de artículos por país.



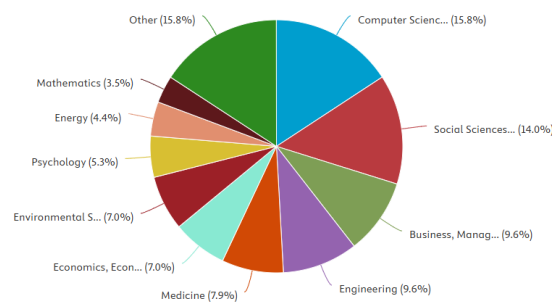
Nota. La imagen fue tomada de Scopus, 2025.

Por otro lado, en la Figura 5 se observa que China lidera la producción científica sobre este tema, con 17 documentos, lo que muestra un gran interés e inversión en investigación en esta área por parte del país. Sin embargo, otros países también han mostrado interés por el tema, tales como Estados Unidos con 6 documentos y el Reino Unido con 5, evidenciando también investigación científica, aunque menor, de estas potencias académicas.

Otros países como Australia, Dinamarca, Indonesia, Arabia Saudita, España, Emiratos Árabes Unidos y Vietnam presentan cada uno 3 documentos, lo cual indica una distribución más moderada pero global del interés en el tema. Esta diversidad geográfica permite inferir que la discusión sobre el impacto de la IA en el entorno laboral tiene un carácter internacional, siendo abordado tanto por países industrializados como por economías emergentes.

Figura 6.

Diagrama de número de artículos por área.



Nota. La imagen fue tomada de Scopus, 2025.

En la Figura 6 se presenta la distribución temática de los documentos identificados en la base de datos Scopus, la cual permite confirmar la naturaleza multidisciplinaria del tema, abarcando desde áreas técnicas y tecnológicas, hasta disciplinas de las humanidades. La categoría con mayor representación es el área de las ciencias computacionales (15.8%), lo que indica que la mayoría de los estudios provienen del ámbito tecnológico, posiblemente por su carácter transversal. Le siguen las Ciencias Sociales (14.0%), quienes tienen interés en estudiar cómo la inteligencia artificial influye en dinámicas humanas, organizacionales y sociales.

Las áreas de negocios, administración y contabilidad e ingeniería comparten un 9.6% cada una, lo que sugiere un enfoque relevante hacia la eficiencia organizacional y las aplicaciones técnicas. También destacan áreas como medicina (7.9%), economía and econometría (7.0%), y ciencias ambientales (7.0%), las cuales muestran la necesidad de analizar la IA en contextos específicos como la salud, la economía y la sostenibilidad. Así mismo, hay otras disciplinas como psicología (5.3%), energía (4.4%), y matemáticas (3.5%) que, aunque en menor medida, también se han interesado por estudiar el tema.

5.3. Síntesis de los artículos analizados

La información analizada permitió identificar una tendencia hacia la integración de la IA como soporte y un factor determinante en la reconfiguración de perfiles profesionales. Los artículos analizados coincidieron en que el impacto de estas tecnologías se manifiesta principalmente en tres vertientes: la optimización de tiempos en procesos operativos, la reducción de la carga cognitiva en tareas de análisis de datos y la mejora en la precisión de resultados en entornos de alta complejidad, como la salud y la manufactura.

Durante la revisión, se observó que la literatura científica actual clasifica estos impactos en categorías que van desde la automatización de procesos básicos hasta el desarrollo de

sistemas de apoyo a la decisión clínica o industrial. También, emerge con fuerza el estudio de las variables psicosociales, donde los hallazgos sugieren que la aceptación tecnológica y la autoeficacia del trabajador son mediadores críticos para que el aumento en la productividad sea sostenible en el tiempo, evitando efectos negativos como el estrés tecnológico. Como resultado de este proceso de sistematización, se construyó la Tabla 5, la cual consolida de manera detallada los hallazgos encontrados en los artículos seleccionados.

Tabla 5.

Categorías y subcategorías de información

Categoría	Subcategoría	No. Art.	Cita
Patrones comunes en la adopción de IA en el sector productivo	Automatización de tareas operativas	6	(Almusharraf, 2025), (Tingbani et al., 2025), (Lin et al., 2024), (Li et al., 2024), (De Bruyne et al., 2023), (Damioli et al., 2021).
	Mejora del análisis de datos	5	(Xiang et al., 2025), (Chen et al., 2024), (Kocjancic & Gricar, 2023), (Cai, 2022), (Li B., 2021).
	Soporte en la gestión del talento humano	6	(Jianchun, 2024), (Malik, 2024), (Hasibuan et al., 2024), (Prentice et al., 2023), (Schick y Fischer, 2021), (Nguyen et al., 2019).
Divergencias sectoriales en el impacto de la IA	Sector industrial y manufactura	3	(Velic, 2025), (Lin et al., 2024), (Borsato y Lorentz, 2023).
	Sector salud	6	(Kumar et al., 2025), (Zheng et al., 2024), (Eiskjær et al., 2023), (Cheng et al., 2022), (Mueller et al., 2022), (Abuzaid et al., 2021).
	Sector servicios	5	(Gómez-Bengoechea & Jung, 2024), (Ahsan et al., 2024), (Chen et al., 2024), (Vorobeva et al., 2022), (Gunawan et al., 2020).
Relación con la automatización y la toma de decisiones	Sector educativo	3	(Meng y Wen, 2024), (Ahn, 2024), (Dent et al., 2019).
	Optimización de procesos operativos y administrativos	4	(Shen y Zhang, 2024), (Nguyen et al., 2024), (Chenic et al., 2023), (Baçãõ et al., 2023).
	Toma de decisiones	4	(Grgić-Hlača et al., 2024), (Alzarooni et al., 2024), (Goldfarb, 2024), (Fan et al., 2023).

Categoría	Subcategoría	No. Art.	Cita
	Fortalecimiento de los perfiles profesionales	6	(Aifen y Shuju, 2024), (Chen et al., 2024), (Castiblanque y Pizzi, 2024), (Aly, 2022), (Lin et al., 2022), (Billing et al, 2021).

Nota. La tabla se construyó con base en la revisión de literatura realizada.

6. Adopción de IA en el sector productivo

6.1 Patrones comunes en la adopción de IA en el sector productivo.

Los patrones comunes en la adopción de la inteligencia artificial dentro del sector productivo muestran una tendencia hacia la automatización de tareas operativas, la mejora del análisis de datos y el apoyo en la gestión del talento humano, especialmente en los sectores industrial y manufacturero. En el ámbito del talento humano, la IA se utiliza para analizar el desempeño, anticipar necesidades de capacitación y mejorar la asignación de recursos, lo que contribuye a un entorno laboral más estratégico y adaptativo. Entonces, estos patrones muestran que la adopción de la IA en el sector productivo transforma la estructura operativa e impulsa una cultura organizacional orientada a la eficiencia, la innovación y la toma de decisiones inteligentes.

6.1.1 Automatización de tareas operativas.

Muchas empresas han adoptado sistemas inteligentes para reducir el tiempo destinado a procesos manuales y operativos, lo cual se logra mediante el uso de software robots que emplean *machine learning*, procesamiento de lenguaje natural (*NLTK*, *IBM Watson*) y visión por computadora (*OpenCV*), realizando tareas administrativas, operativas y de manufactura

con mayor precisión, velocidad y menor costo que los humanos, lo que libera a los empleados para actividades de mayor valor (Tingbani et al., 2025).

La automatización de tareas operativas impulsa el crecimiento económico al aumentar la productividad y el PIB, aunque sus beneficios se concentran en sectores de alta tecnología, dejando rezagados a los más dependientes de mano de obra. Esto puede generar desigualdad de ingresos y desplazamiento laboral, especialmente en trabajadores de baja cualificación. Además, sus efectos ambientales son duales porque mejoran la eficiencia energética, pero también eleva el consumo y las emisiones, por ende, se necesitan políticas inclusivas y sostenibles que equilibren innovación, capacitación y regulación para mitigar desigualdades y riesgos (Almusharraf, 2025).

En el estudio de Gunawan et al. (2020) se presentó evidencia empírica sobre la industria hotelera en Indonesia, demostrando resultados altamente positivos para el chatbot Bershca, desarrollado en colaboración con el Hotel Santika. Según la evaluación basada en el Modelo de Aceptación Tecnológica (TAM) realizada a 100 encuestados, el 85.7% de los participantes manifestó que el uso de esta herramienta mejora significativamente su desempeño laboral, destacando específicamente que un 88.2% considera que permite realizar las tareas con mayor rapidez y un 82.2% percibe un incremento en la productividad. Así mismo, el 84.3% de los usuarios calificó el sistema como fácil de usar y libre de esfuerzo, logrando automatizar con éxito tareas operativas de atención al cliente en áreas como ventas, recepción, reservas y servicios de alimentación. No obstante, el estudio señala que la flexibilidad operativa es el punto más bajo (79.4%) debido a que el sistema aún presenta dificultades para procesar correctamente el lenguaje informal o jerga local.

6.1.2 Mejora del análisis de datos.

La IA permite procesar información en tiempo real, facilitando diagnósticos rápidos, identificación de tendencias y predicciones que optimizan la toma de decisiones. Uno de los cambios más significativos es la creciente importancia del análisis de datos como una habilidad esencial porque la IA permite procesar grandes volúmenes de información y detectar patrones, lo que contribuye a una toma de decisiones más precisa y estratégica. En los ámbitos de gestión, la IA ayuda a identificar tendencias y comportamientos a partir de datos históricos, mientras que en la planificación estratégica proporciona apoyo para comprender el mercado, a los competidores y las necesidades de los clientes (Chen et al., 2024). En consecuencia, la capacidad de analizar y usar datos se convierte en una competencia crítica para los trabajadores, que deben aprender a interactuar con sistemas inteligentes y plataformas automatizadas.

La inteligencia artificial impulsa una transformación profunda en el análisis de datos al permitir integrar, procesar y comprender grandes volúmenes de información en tiempo real, revelando patrones complejos y relaciones que antes resultaban invisibles para el análisis tradicional. Gracias a sus capacidades de aprendizaje automático y modelado predictivo, la IA optimiza la recopilación y gestión de información, fortaleciendo la toma de decisiones estratégicas al anticipar tendencias, evaluar riesgos y proyectar escenarios futuros con mayor precisión. Al automatizar el procesamiento y la interpretación de datos, la IA fomenta una cultura organizacional basada en la evidencia, donde el conocimiento se convierte en un activo para impulsar la competitividad, la resiliencia y el desarrollo sostenible de las organizaciones (Kocjancic y Gricar, 2023).

La evidencia empírica recolectada por Borsato y Lorentz (2023) en 25 economías de la OCDE muestra que el procesamiento de grandes volúmenes de datos permite una "sustitución a nivel de sistema", donde la mejora en el análisis de información acelera la búsqueda de innovaciones y optimiza la eficiencia operativa. Según los hallazgos, esta capacidad analítica avanzada es lo que permite que la densidad de robots potencie la productividad laboral con un

coeficiente de 0.6, logrando que el avance de la ciencia y la tecnología se traduzca de forma mucho más rápida y efectiva en valor de mercado y en una respuesta ágil a la demanda agregada (con un impacto de 0.4). Esta investigación sostiene que el análisis de información masiva es el motor que hace que la automatización moderna sea cualitativamente superior a la de décadas anteriores.

6.1.3 Soporte en la gestión del talento humano.

Las aplicaciones de inteligencia artificial, como ChatGPT, pueden apoyar la gestión del talento humano al reducir la carga administrativa, mejorar la comunicación y optimizar procesos, lo que contribuye indirectamente a la felicidad y satisfacción laboral; sin embargo, los resultados muestran que la IA no ejerce un efecto moderador significativo entre la felicidad en el trabajo y la satisfacción laboral, por lo que debe considerarse una herramienta complementaria y no sustitutiva de factores humanos clave como el liderazgo empático, la cultura organizacional positiva y el bienestar emocional, siendo estos los verdaderos impulsores de la satisfacción y el desempeño del personal en las instituciones educativas (Jianchun, 2024).

Por otro lado, la inteligencia artificial se utiliza en los procesos de recursos humanos, especialmente en la selección de personal, la evaluación del desempeño y la capacitación. Señala que los algoritmos de aprendizaje automático permiten analizar currículums, predecir la adecuación al puesto y detectar el mejor talento, automatizando gran parte del reclutamiento. Además, los sistemas de gestión del desempeño basados en IA ofrecen retroalimentación en tiempo real, coaching personalizado y análisis predictivos para mejorar la productividad. En el ámbito formativo, la IA se aplica para personalizar la capacitación y ayudar a los empleados a alcanzar objetivos laborales complejos, sin embargo, la automatización también puede generar

inseguridad laboral si los trabajadores perciben que la tecnología sustituye sus funciones, aunque, cuando se implementa correctamente, la IA mejora la eficiencia, el compromiso y la satisfacción laboral, promoviendo un entorno más productivo y adaptativo (Malik, 2024).

El estudio de Nguyen et al. (2024) proporciona evidencia empírica basada en una muestra de 379 empleados, demostrando que la implementación de sistemas de trabajo de alta implicación potenciados por la digitalización y la IA mejora la resiliencia y el desempeño laboral. Los hallazgos destacan que otorgar poder y autonomía a los trabajadores es el factor más influyente ($\beta= 0.43$), seguido por el flujo de información ($\beta= 0.18$) y el intercambio de conocimientos ($\beta= 0.19$), elementos que la IA facilita mediante la optimización de la comunicación colaborativa y el soporte en la toma de decisiones. Los datos reflejan que este entorno tecnológico favorece el bienestar emocional, reportando niveles de felicidad laboral de 3.79 y un cumplimiento de responsabilidades de 3.88 en una escala de 5, siempre que exista un liderazgo transformacional que actúe como moderador para mitigar la incertidumbre que los procesos de automatización pueden generar en el talento humano.

6.2 Divergencias sectoriales en el impacto de la IA

La inteligencia artificial genera divergencias sectoriales significativas en su impacto porque no todos los ámbitos productivos se benefician o se transforman al mismo ritmo. En sectores intensivos en conocimiento, como las finanzas, la salud, la educación o la tecnología, la IA potencia la eficiencia, la innovación y la creación de nuevos empleos especializados, mientras que, en industrias tradicionales como la manufactura, el transporte o la agricultura, tiende a automatizar tareas repetitivas, reduciendo la demanda de mano de obra poco calificada.

6.2.1 Sector industrial y manufactura.

La inteligencia artificial está transformando la industria y la manufactura de manera desigual porque mientras algunas empresas logran aprovecharla para aumentar su productividad y mejorar sus procesos, otras quedan rezagadas por no poder adaptarse con la misma rapidez. En las fábricas y plantas más avanzadas, la IA se combina con maquinaria, sensores y software para optimizar la producción y reducir errores, impulsando la eficiencia reemplazando muchas tareas repetitivas y de baja calificación. Este panorama implica la demanda de trabajadores con habilidades técnicas y analíticas, capaces de programar, interpretar datos y mantener sistemas automatizados, pero genera una brecha cada vez más marcada dentro del propio sector, donde las compañías que invierten en tecnología y capacitación se distancian de las que no lo hacen, y las diferencias salariales se amplían (Velic, 2025).

El estudio de Chen et al. (2024) proporciona evidencia empírica al demostrar que, en el sector de la manufactura e industria, la demanda de habilidades de IA tiene un impacto neto positivo en el desempeño laboral, respaldado por una correlación de 0.601 ($p < 0.001$). A través de un análisis de 479 empleados, se observó que la implementación de IA actúa como un "arma de doble filo": por un lado, eleva la necesidad de competencia de los trabajadores ($\beta = 0.317$), lo que dispara su bienestar organizacional ($r = 0.637$); por otro lado, genera un costo de recursos que reduce el arraigo laboral ($\beta = -0.240$). Sin embargo, las cifras finales confirman que el beneficio del desarrollo de competencias supera al desgaste, siempre que se controle la ansiedad tecnológica, la cual puede también penalizar el compromiso del empleado con un coeficiente de -0.149.

6.2.2 Sector salud.

El impacto de la inteligencia artificial depende de cómo los profesionales de la salud confían y se preparan tecnológicamente para usarla. Los médicos, enfermeros y personal administrativo que se sienten competentes con las herramientas digitales y entienden cómo la IA puede apoyar su labor, logran integrarla de manera efectiva en la atención al paciente, la toma de decisiones clínicas y la gestión hospitalaria. De acuerdo con Kumar et al., (2025) esta “preparación tecnológica” actúa como un potenciador del efecto de la IA: transforma la percepción positiva en mejoras reales de desempeño. En cambio, cuando el personal no tiene suficiente formación o mantiene desconfianza hacia la tecnología, la IA pierde su capacidad de mejorar la calidad del trabajo y los resultados en salud, limitando su verdadero impacto.

El impacto de la inteligencia artificial en el sector salud, particularmente en la cirugía de columna, presenta fuertes divergencias entre profesionales y entornos hospitalarios. Mientras algunos cirujanos ven en la IA una herramienta útil y fácil de usar que mejora la toma de decisiones y la comunicación con el paciente, otros desconfían de su fiabilidad o temen perder autonomía profesional. Los hospitales universitarios, con más recursos y cultura tecnológica, adoptan estos sistemas con mayor facilidad, mientras que los centros más pequeños enfrentan más barreras (Eiskjær et al., 2023).

La evidencia empírica sobre la adopción de la IA en el sector salud revela un panorama de contrastes entre la capacidad técnica y la confianza profesional. Según el estudio de Younis et al., (2024), en cuanto a la precisión diagnóstica y conocimiento, el estudio destaca que ChatGPT logró superar el desempeño de estudiantes de medicina de niveles iniciales en el Progress Test Medicine y alcanzó una precisión del 76.4% en exámenes de especialidad como el de la junta de cirugía general de Corea, aunque su eficacia disminuye ante preguntas de alta complejidad. Respecto a la adopción por profesionales, los datos indican que existe una

implementación activa pero cautelosa, mientras que en entornos académicos y foros de salud cerca del 40% de los participantes ya utilizan estas herramientas, los profesionales experimentados en regiones como Arabia Saudita manifiestan reservas sobre la credibilidad y exactitud de la información generada para la toma de decisiones clínicas críticas. clínico definitivo.

6.2.3 Sector servicios.

En el sector servicios la IA está teniendo un impacto muy visible en áreas como la atención al cliente, el turismo, la salud, la banca y otros servicios donde el contacto humano es clave. La inteligencia artificial se usa cada vez más en chatbots, asistentes virtuales, sistemas predictivos y automatización de procesos, lo que cambia la forma en que las empresas prestan servicios y se relacionan con los usuarios. Sin embargo, el factor humano sigue siendo esencial, porque la empatía, la creatividad y el juicio ético no pueden ser sustituidos por máquinas, por ende, la implementación de la IA exige nuevas competencias y una redefinición del talento humano porque los trabajadores deben adaptarse a entornos digitales y aprender a colaborar con las tecnologías inteligentes (Gómez-Bengoechea y Jung, 2024).

Los empleados necesitan aprender a interactuar con sistemas automatizados de manera efectiva, utilizando un lenguaje claro y estandarizado, y a integrar la atención automatizada con la atención humana para mantener la calidad del servicio. También es los trabajadores tendrían que comprender las limitaciones de la inteligencia artificial, de modo que puedan intervenir cuando el sistema no responda bien o cuando se necesite un trato más personalizado, por ejemplo, el *chatbot* tiene restricciones al procesar palabras informales o jerga, lo que implica la necesidad de usar un lenguaje estándar para obtener respuestas precisas (Gunawan, et al., 2020).

La evidencia empírica recolectada por Malik (2024) en una empresa multinacional de tecnología en la India, destaca que el uso de chatbots y otras aplicaciones de IA mejora el rendimiento en el sector servicios al optimizar la comunicación inicial y el procesamiento de solicitudes de los clientes. El estudio, realizado con una muestra de 310 empleados, demostró una correlación positiva de $r=0.60$ entre el rendimiento de la IA y el desempeño laboral, con una puntuación media de 3.84 sobre 5 para la efectividad de estas herramientas. Estos resultados confirman que la integración tecnológica potencia la productividad y eleva el compromiso de los trabajadores ($r=0.56$), siempre que exista una percepción sólida de seguridad laboral ($r=0.66$) dentro de la organización. Además, Malik (2024) señaló que estas herramientas son muy útiles para proporcionar retroalimentación de calidad y realizar análisis predictivos, como pronosticar la demanda y fijar precios, permitiendo a los empleados tomar mejores decisiones y alcanzar objetivos difíciles que antes requerían una inversión costosa en capacitación tradicional.

6.2.4 Sector educativo y creativo.

Una educación de calidad es clave para enfrentar los efectos del envejecimiento poblacional y adaptarse a los cambios tecnológicos. En este contexto, la IA es una aliada estratégica para el sector educativo porque puede apoyar a los docentes en tareas repetitivas, personalizar el aprendizaje y mejorar la eficiencia en la enseñanza, entonces, al liberar tiempo y recursos, la IA permite que los maestros se concentren en aspectos más creativos, humanos y pedagógicos del proceso educativo (Meng y Wen, 2024).

La inteligencia artificial potencia la autoeficacia en el aprendizaje, fortaleciendo la confianza de los individuos en su capacidad para utilizar herramientas tecnológicas de manera efectiva porque cuando los estudiantes o profesionales se sienten competentes en el uso de la

IA, demuestran mayor motivación, compromiso y persistencia, lo que se traduce en un aprendizaje más profundo y en una mejora significativa del rendimiento académico y laboral. Además, la aplicación práctica del conocimiento generado por la IA impulsa la creatividad y la innovación porque se trata únicamente de acceder a información, sino de saber emplearla para resolver problemas, desarrollar ideas originales y generar nuevas perspectivas. En este sentido, la IA actúa como un colaborador cognitivo que estimula el pensamiento crítico y creativo (Ahn, 2024) .

La evidencia empírica presentada en el estudio de Shen y Zhang (2024), basada en el análisis de datos de panel de 30 provincias en China entre 2006 y 2020, demostró que la inteligencia artificial actúa como un motor de fortalecimiento laboral mediante mecanismos de adaptación educativa y tecnológica.

El estudio de Shen y Zhang (2024) aporta datos sobre la relevancia de la "aglomeración virtual" como una herramienta de formación técnica. Se observa que el uso de infraestructuras digitales y plataformas en la nube reduce los costos de aprendizaje y facilita la difusión de conocimientos complejos que antes eran difíciles de transmitir. Esta evidencia indica que el fortalecimiento del sector educativo es un prerrequisito para mitigar los efectos negativos de la automatización, transformando la educación en un eje estratégico que permite a la fuerza laboral capturar los beneficios de la eficiencia tecnológica.

La tabla 6 sintetiza los hallazgos, contrastando el impacto de la inteligencia artificial en los sectores industrial, salud, servicios y educativo. La comparativa se estructura bajo cuatro dimensiones críticas: tecnológica, productividad, seguridad y salud en el trabajo (SST), y el componente psicosocial, permitiendo identificar tanto las sinergias transversales como las particularidades operativas de cada área.

Tabla 6.*Comparación de hallazgos por sector*

Sector	Dimensión tecnológica	Desempeño y productividad	Seguridad y salud en el trabajo	Psicosocial y humana.
Industrial y manufactura	Integración de IA con maquinaria, sensores, software, robots industriales e IoT para optimizar la producción.	Incremento del 14.2% en la productividad total; mejora la eficiencia al reemplazar tareas repetitivas y de baja calificación.	Reducción de la exposición directa a entornos de alto riesgo y mejora de la ergonomía mediante sistemas de evaluación y monitoreo sensorial.	Genera ansiedad tecnológica y reduce el arraigo laboral por el costo de recursos, aunque eleva el bienestar si se desarrollan competencias técnicas.
Salud	Algoritmos para diagnóstico, triaje automatizado, cirugía de columna asistida y gestión de registros clínicos.	Optimización de la entrega del cuidado al paciente y toma de decisiones clínicas más rápidas y precisas.	Reducción de la carga laboral física y mental, mitigando el riesgo de error humano y el agotamiento profesional (burnout).	Depende de la "preparación tecnológica"; puede generar desconfianza o temor a la pérdida de autonomía profesional en el personal médico.
Servicios	Uso de chatbots para atención al cliente, algoritmos de recomendación y automatización de procesos administrativos (RPA).	Mejora la resiliencia y el desempeño mediante la optimización de la comunicación colaborativa y el soporte en decisiones.	Disminución del agotamiento por tareas monótonas; la IA asume cargas operativas para que el humano se centre en la supervisión estratégica.	Aumenta la felicidad laboral (3.79/5) y el empoderamiento cuando se otorga autonomía y existe un liderazgo transformacional.
Educativo y creativo	IA generativa para redacción de informes y creación de contenido; herramientas de apoyo docente y académico.	Escalabilidad drástica de la producción (ej. de 300 a 4,400 historias financieras) al automatizar labores operativas de redacción.	Reducción de la carga mental y el tiempo dedicado a tareas de procesamiento de datos altamente repetitivas.	Fomenta perfiles más adaptables y creativos; exige fortalecer el pensamiento crítico y el juicio ético ante la automatización.

Nota. La tabla se construyó con base en los hallazgos de la investigación

6.3 Relación con la automatización y la toma de decisiones

La relación entre la automatización impulsada por la inteligencia artificial y la toma de decisiones está basada en la capacidad de los sistemas inteligentes para procesar grandes

volúmenes de información, identificar patrones y ofrecer soluciones en tiempo real, optimizando la eficiencia y la precisión en distintos entornos laborales. La IA amplía las posibilidades de la automatización al incorporar algoritmos de aprendizaje automático que ejecutan tareas, aprenden y mejoran continuamente sus procesos, permitiendo decisiones más rápidas y basadas en datos objetivos. Sin embargo, esta evolución también plantea desafíos éticos y organizativos porque delegar decisiones a sistemas automatizados puede reducir el control humano y generar riesgos si no existen mecanismos adecuados de supervisión.

6.3.1 Optimización de procesos operativos y administrativos.

La automatización y la inteligencia artificial ayudan a optimizar los procesos operativos y administrativos al sustituir tareas repetitivas por sistemas inteligentes que aumentan la eficiencia, reducen errores y agilizan la toma de decisiones basada en datos. La introducción de tecnologías como la robótica, el big data y la digitalización mejora la productividad laboral, profundiza el uso del capital y refina la división del trabajo, permitiendo una gestión más precisa y coordinada. Además, la “aglomeración virtual” facilita la integración digital entre áreas y empresas, reduciendo costos, acelerando la comunicación y fortaleciendo la capacidad de respuesta organizacional (Shen y Zhang, 2024).

La digitalización tiene la capacidad de impulsar la eficiencia y transformar la estructura organizacional al fomentar una cultura de aprendizaje continuo y colaboración. A través de sistemas de trabajo de alta implicación, las empresas fortalecen la autonomía de sus empleados, la comunicación abierta y el intercambio de conocimiento, elementos que potencian la resiliencia tanto individual como colectiva. Este enfoque permite a las organizaciones adaptarse con agilidad a contextos inciertos, promoviendo la innovación, la confianza y el

compromiso interno como pilares de una gestión operativa más sólida y sostenible (Nguyen, et al., 2024).

Respecto a la evidencia empírica, el estudio multidisciplinario de Almusharraf (2025) basado en datos longitudinales del Banco Mundial entre los años 2000 y 2023, la automatización ha impulsado una transformación en la eficiencia operativa de diversas industrias. Los resultados cuantitativos indicaron que la implementación de estas tecnologías ha generado un incremento del 25% en la productividad laboral a nivel global, optimizando procesos en sectores como la manufactura, la salud y la industria automotriz.

Además, esta optimización ha permitido una reducción del 15% en la intensidad energética por unidad de PIB, evidenciando una gestión más eficiente de los recursos en las operaciones industriales. No obstante, el análisis también revela que este avance tecnológico ha provocado un aumento del 12% en el índice de Gini, lo que refleja un desafío en la equidad social derivado del desplazamiento de empleos de baja cualificación por sistemas automatizados (Almusharraf, 2025).

6.3.2 Toma de decisiones.

La automatización influye en la toma de decisiones al permitir procesar grandes volúmenes de información y ofrecer recomendaciones que ayudan a decidir con mayor rapidez y precisión. Sin embargo, delegar en exceso las decisiones a los sistemas automatizados puede generar una dependencia que reduzca el juicio crítico y la capacidad de análisis humano, además de dificultar la detección de errores o sesgos en los algoritmos. Por ello, se plantea mantener un equilibrio entre la asistencia tecnológica y la intervención humana, de modo que las personas sigan interpretando los resultados, evaluando las implicaciones éticas y corrigiendo posibles fallos (Grgić-Hlača et al., 2024).

La automatización agiliza la toma de decisiones y redefine el control en el trabajo, trasladando parte del poder decisorio a sistemas algorítmicos que priorizan la eficiencia sobre la autonomía humana. Este desplazamiento puede generar una intensificación laboral, menor capacidad de decisión y debilitamiento de la comunicación entre personas, lo que repercute en el bienestar psicológico. Por ello, el uso de la inteligencia artificial debe orientarse a complementar el juicio humano, no a sustituirlo, garantizando que las decisiones tecnológicas se integren en un marco ético y participativo que preserve la autonomía y el sentido crítico de las personas (Castiblanque y Pizzi, 2024).

La evidencia empírica recolectada por Kumar et al. (2025) en el clúster de salud de Hail, Arabia Saudita, indica que la IA actúa como un motor que potencia el desempeño profesional mediante el soporte a la toma de decisiones clínicas y la automatización de procesos. A través de un estudio transversal con 434 profesionales de hospitales públicos, demostraron que la IA no mejora el rendimiento de forma aislada. De hecho, los datos del análisis de regresión mediante el proceso de Hayes revelaron que solo cuando existe una alta preparación tecnológica, el impacto de la percepción de la IA sobre la efectividad del trabajador se vuelve positivo y estadísticamente significativo ($B=0.2512$, $p=.0209$), confirmando que, en el contexto real de los servicios de salud saudíes, la IA se percibe como una herramienta capaz de mejorar la entrega del cuidado al paciente siempre que el personal posea las competencias tecnológicas necesarias para integrarla en sus juicios profesionales.

6.3.3 Fortalecimiento de perfiles profesionales.

La IA y la automatización están transformando profundamente la manera en que las personas trabajan, deciden y desarrollan sus capacidades profesionales. Estas tecnologías no pretenden reemplazar al ser humano, sino redefinir su papel, desplazando el énfasis de las

tareas repetitivas o físicas hacia habilidades más cognitivas, analíticas y creativas. La IA permite procesar grandes volúmenes de información y apoyar la toma de decisiones, reduciendo la carga mental y aumentando la precisión, pero también plantea retos éticos sobre hasta qué punto se deben delegar las decisiones a las máquinas. En este nuevo contexto, los perfiles profesionales deben fortalecerse en competencias como la adaptabilidad, la resiliencia emocional, el pensamiento crítico, la colaboración interdisciplinaria y el manejo ético de la tecnología (Billing et al., 2021).

Teniendo en cuenta que la IA impulsa el crecimiento económico, la productividad y el empleo, actuando como un nuevo factor de producción que complementa el trabajo humano al mejorar la eficiencia, la innovación y la calidad del trabajo. De acuerdo con Aly (2022) hay una relación positiva entre el avance digital y el incremento del ingreso per cápita, la productividad laboral y la participación femenina, lo que sugiere que la digitalización abre nuevas oportunidades, sobre todo para grupos históricamente menos integrados al mercado laboral porque la IA crea nuevos roles y transforma las competencias requeridas, fomentando perfiles profesionales más adaptables, con habilidades digitales, analíticas y creativas.

El estudio de Tingbani et al. (2025) aporta evidencia empírica de que la inversión en IA impulsa el crecimiento empresarial al permitir una reconfiguración de los perfiles profesionales, mediante el desplazamiento de los trabajadores desde tareas rutinarias y operativas hacia actividades de mayor valor añadido, como el análisis interpretativo y la investigación. Además, el autor halló que un incremento del 10% en dicha inversión eleva el crecimiento empresarial en un 0.04%.

Tingbani et al. (2025) mencionó que Associated Press (AP) logró transformar su capacidad operativa mediante la implementación de robots de software basados en IA para automatizar la redacción de informes financieros, lo que permitió que la agencia escalara drásticamente su producción de 300 a 4,400 historias de ganancias corporativas por trimestre.

Este caso real demuestra cómo la tecnología asume tareas de procesamiento de datos altamente repetitivas y que consumen mucho tiempo, logrando que los periodistas se liberen de estas labores operativas para fortalecer su perfil profesional, enfocándose en funciones de mayor valor añadido como la investigación profunda y el periodismo interpretativo.

7. Factores determinantes en el impacto de la IA en el ámbito laboral

La incorporación de la inteligencia artificial (IA) en los entornos laborales ha transformado la manera en que se desarrollan las tareas, se optimizan los procesos organizacionales y se evalúa el desempeño de los trabajadores. En este contexto, se requiere identificar los factores que más influyen en el impacto de la IA sobre la productividad y el rendimiento laboral, considerando no los métodos de medición utilizados en la literatura y el grado de integración de estas tecnologías en las estructuras empresariales y la adopción de nuevas competencias por parte de los empleados. En la tabla 7 se observan los principales factores analizados en estudios recientes, destacando su relación con la eficiencia laboral, la automatización de actividades, la aceptación tecnológica y las habilidades requeridas para una implementación efectiva.

Tabla 7.

Factores críticos en la adopción de IA y su efecto en el empleo

Factor	¿Qué implica?	¿Cómo se mide?	Integración organizacional	Competencias laborales asociadas
Uso de herramientas de IA	Implementación directa de IA en tareas laborales	Encuestas de desempeño, productividad percibida	Automatización parcial o total de tareas	Alfabetización digital, manejo de IA

Factor	¿Qué implica?	¿Cómo se mide?	Integración organizacional	Competencias laborales asociadas
Automatización de tareas repetitivas	IA reduce carga operativa y libera tiempo	Indicadores de eficiencia, tiempo ahorrado	Rediseño de roles y procesos	Adaptación al cambio, pensamiento crítico
Sustitución vs complementariedad laboral	IA reemplaza tareas o potencia trabajadores	Estudios econométricos, productividad sectorial	Cambios estructurales en ocupaciones	Reskilling y upskilling
Integración estratégica en procesos	IA como parte de la estrategia empresarial	Evaluación de desempeño organizacional	Transformación digital, innovación interna	Gestión del cambio, liderazgo tecnológico
Capital intangible y tecnología	IA requiere recursos organizacionales previos (conocimiento, innovación)	Indicadores de inversión intangible	Fortalecimiento de capacidades internas	Innovación, aprendizaje organizacional
Percepción y aceptación de IA	Actitudes influyen en adopción efectiva	Encuestas tipo Likert, TAM/UTAUT	Cultura organizacional y clima tecnológico	Confianza tecnológica, apertura al aprendizaje
Impacto en rendimiento laboral	IA influye en productividad individual y grupal	KPIs laborales, desempeño medido	Ajuste de sistemas de evaluación	Competencias analíticas y digitales
Competencias y formación laboral	Necesidad de nuevas habilidades para trabajar con IA	Evaluación de competencias, formación recibida	Programas de capacitación y reskilling	Data literacy, resolución de problemas

Nota. La tabla se construyó con base en los hallazgos de la investigación.

7.1 Uso de herramientas de IA

Las herramientas de IA orientadas al trabajo se han convertido en un elemento esencial para fortalecer las capacidades profesionales de los abogados, razón por la cual un número creciente de firmas legales las integra en sus tareas diarias y operaciones en línea con el objetivo de optimizar el desempeño; además, estas tecnologías permiten recuperar y organizar de manera ágil grandes volúmenes de información jurídica, ofreciendo soporte preciso, reduciendo el tiempo y el esfuerzo dedicados a búsquedas complejas y evidenciando que la

adaptabilidad y la actitud de aprendizaje frente a la IA influyen directamente en el rendimiento laboral (Xiang et al. 2025).

La integración de la inteligencia artificial en los sistemas de salud tiene el potencial de mejorar significativamente la eficiencia operativa. Así mismo, fortalece el desempeño de la fuerza laboral mediante la automatización de tareas, el apoyo a la toma de decisiones clínicas y la optimización de los procesos administrativos (Kumar et al.,2025).

De acuerdo con Shen y Zhang (2024), las herramientas de inteligencia artificial más utilizadas en el ámbito laboral se materializan principalmente a través de la instalación de robots industriales en empresas manufactureras, los cuales representan la forma concreta de adopción de IA en los procesos productivos ; así mismo, los factores inteligentes de producción incluyen robots, el Internet de las Cosas (IoT) y el análisis extensivo de datos, los cuales están transformando la dinámica del mercado laboral, además de destacar el uso de deep learning, que permite a las máquinas ejecutar tareas más compleja, y la Robotic Process Automation (RPA), tecnología capaz de aprender e imitar tareas repetitivas realizadas por trabajadores.

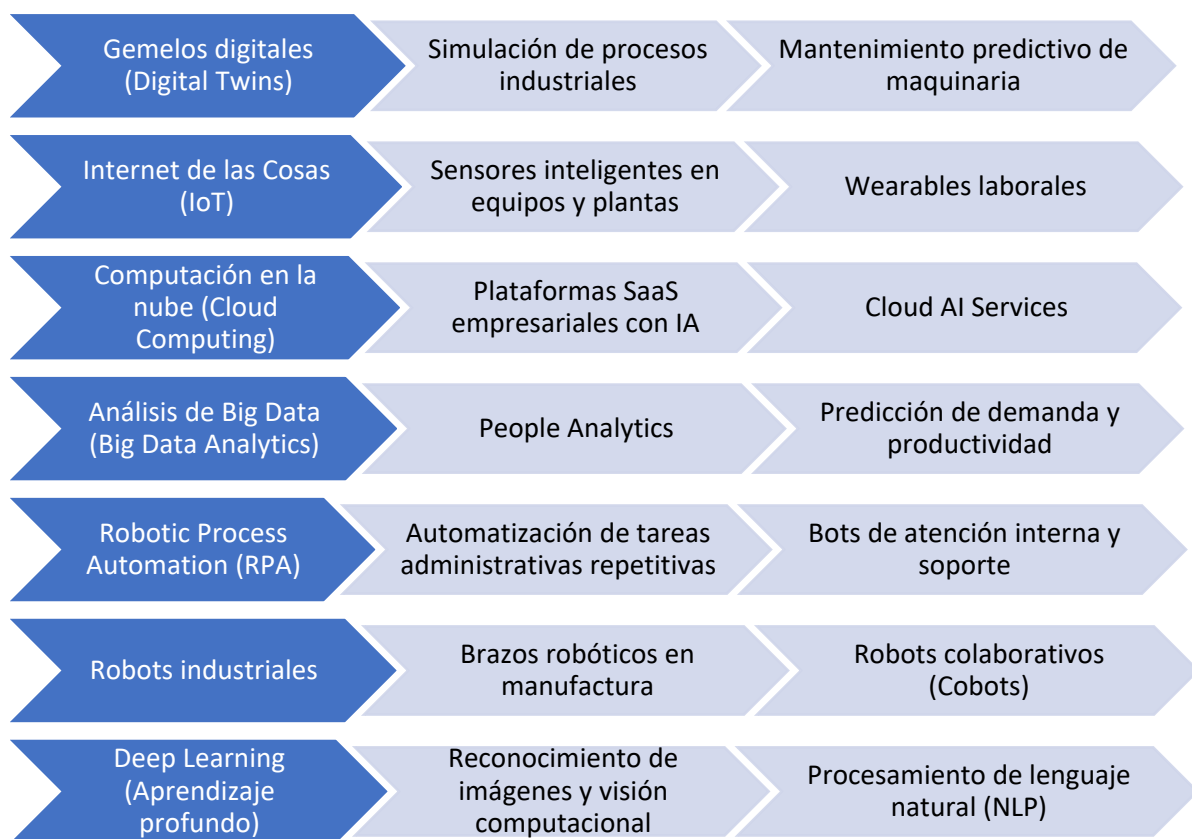
La transformación y las tecnologías digitales avanzadas ayudan a que los empleados realicen un trabajo más eficiente porque permiten integrar nuevas herramientas tecnológicas en los procesos productivos, lo que incrementa la innovación, reduce costos, ahorra tiempo y esfuerzo, y mejora directamente la productividad laboral. De acuerdo con Aly (2022), la transformación digital está asociada con una mayor eficiencia y rentabilidad porque reemplaza tecnologías tradicionales lentas y costosas por avances modernos como la inteligencia artificial, logrando que las tareas se realicen de forma más rápida y efectiva.

En este sentido, la diversidad de soluciones mencionadas demuestra que la integración de la inteligencia artificial en las organizaciones no responde a un modelo único, sino a un ecosistema de herramientas especializadas que se adaptan a los requerimientos técnicos y estratégicos de cada industria. Esta convergencia tecnológica permite que áreas tan distintas

como la salud, la manufactura y los servicios compartan un núcleo común de innovación orientado a la eficiencia operativa y la mejora del desempeño. En la Figura 7 se proporciona una síntesis de las principales herramientas de IA identificadas en la literatura y sus aplicaciones predominantes en el entorno laboral, destacando cómo cada tecnología actúa como un facilitador del rendimiento.

Figura 7.

Principales herramientas de IA y sus aplicaciones en el ámbito laboral



7.1.1 Gemelos digitales.

Rio Tinto es una de las compañías mineras más grandes del mundo y opera proyectos de extracción de mineral de hierro a gran escala. Attaran y Celik (2023) mencionan que la

empresa desarrolló un sistema de gemelo digital para sus operaciones de Gudai-Darri, valoradas en 2.6 mil millones de dólares, el cual permitió que el personal en campo y el centro de operaciones remotas accedan a los mismos datos en tiempo real y tomen decisiones informadas en cuestión de segundos en lugar de esperar horas o días.

En la tabla 8, se presentan tres ejemplos de empresas reconocidas a nivel mundial que ya han adoptado la tecnología de gemelos digitales en sus procesos operativos. Estas organizaciones utilizan réplicas virtuales de activos, sistemas o procesos físicos para optimizar la producción, mejorar la eficiencia, anticipar fallos y tomar decisiones basadas en datos en tiempo real. La implementación de esta tecnología demuestra cómo los gemelos digitales se han convertido en una herramienta estratégica dentro de la transformación digital empresarial, permitiendo mayor control, simulación avanzada y mejora continua en entornos industriales y productivos.

Tabla 8.

Ejemplos de gemelos digitales en empresas multinacionales

Empresa	Caso de uso de gemelos digitales
BMW	Utiliza gemelos digitales de sus fábricas para simular líneas de producción completas, permitir la simulación con IA y optimizar procesos antes de implementarlos físicamente, reduciendo costos y tiempos de planificación (SAP, 2025).
General Electric (GE)	gemelos digitales para crear réplicas virtuales de activos físicos (como turbinas y equipos industriales) conectadas en tiempo real con datos IoT, lo que les permite simular y analizar su comportamiento operativo, predecir fallos antes de que ocurran, optimizar mantenimiento y mejorar la eficiencia general de los procesos, con el objetivo de reducir tiempos de inactividad y tomar decisiones basadas en datos sin necesidad de intervención física directa en los equipos reales (Gevernova, s.f)

Empresa	Caso de uso de gemelos digitales
Volvo Cars	Usa gemelos digitales para transformar el ciclo de vida de producción de vehículos, mejorando colaboración entre ingenieros, reduciendo prototipos físicos y acelerando el desarrollo de diseños (Unity, 2025).

7.1.2 Internet de las cosas.

En el ámbito laboral, estos dispositivos se despliegan con fines de seguridad y salud ocupacional (OSH), incluyendo cámaras portátiles, herramientas de realidad aumentada o virtual, wearables, aplicaciones, ropa inteligente y equipos de protección como exoesqueletos, los cuales se emplean para evaluar riesgos y prevenir enfermedades relacionadas con el trabajo o incidentes de seguridad, mejorando la investigación de eventos adversos o reducir sus efectos negativos (Bouchikhi et al. 2024).

Por otro lado, el Internet de las Cosas Industrial (IIoT) reduce los riesgos laborales mediante la integración de sensores en equipos de protección personal que permiten el monitoreo continuo del entorno de trabajo y la detección temprana de condiciones peligrosas, como mala calidad del aire, temperaturas extremas, falta de iluminación, caídas o golpes en la cabeza; estos datos son transmitidos a través de tecnologías como Wi-Fi mediante un microcontrolador ESP32 hacia una plataforma IoT (ThingsBoard), donde se configuran umbrales y alarmas, y posteriormente son analizados por un modelo de Inteligencia Artificial (específicamente una Red Neuronal Convolutiva (CNN)) que valida si existe una situación de riesgo real, generando alertas en tiempo casi real, ya sea para el trabajador como para los supervisores, lo que permite disminuir la probabilidad de lesiones, accidentes o exposiciones prolongadas a ambientes peligrosos (Campero-Jurado et al., 2020).

En la tabla 9, se presentan tres ejemplos de empresas reconocidas a nivel mundial que han incorporado el Internet de las Cosas (IoT) en sus procesos organizacionales. Estas

compañías utilizan tecnologías basadas en dispositivos conectados y análisis de datos para optimizar operaciones, mejorar la eficiencia productiva y fortalecer la toma de decisiones en entornos industriales y logísticos. La adopción del IoT en estos casos demuestra cómo la conectividad inteligente se ha convertido en un elemento clave dentro de la transformación digital empresarial.

Tabla 9.

Ejemplos de IoT en empresas multinacionales

Empresa	Caso de uso de IoT
Siemens	Utiliza IoT para conectar sensores y dispositivos en plantas industriales, permitiendo monitoreo en tiempo real, mantenimiento predictivo y mejoras en eficiencia operativa mediante análisis de datos (PLM, s.f).
Amazon (Amazon Web Services)	Usa sensores IoT y robots conectados en centros de distribución para optimizar la logística, seguimiento de inventario y velocidad de entrega, reduciendo tiempos de procesamiento y errores humanos (AWS, s.f).
John Deere	Integra IoT en maquinaria agrícola (tractores y cosechadoras) para recopilar datos de rendimiento del equipo y de condiciones del suelo, mejorando la eficiencia del campo, reduciendo desperdicios y apoyando decisiones basadas en datos (John Deere, s.f).

Nota. La tabla fue construida con base en la información obtenida en la investigación.

7.1.3 Computación en la nube.

Para Smith (2023), la computación en la nube ayuda a prevenir el agotamiento laboral porque permite que las empresas reduzcan la presión sobre los equipos de TI y los trabajadores al ofrecer servicios de alto rendimiento y bajo costo, facilitando que las organizaciones se concentren en su actividad principal en lugar de gastar esfuerzo en infraestructura técnica compleja. Además, la nube también mejora la eficiencia al permitir acceso flexible a recursos,

almacenamiento especializado y colaboración desde cualquier lugar a través de la conexión a internet, haciendo el trabajo más simple y organizado.

En la tabla 10 se mencionan tres de los principales proveedores de servicios de computación en la nube a nivel mundial, cuyas plataformas han sido adoptadas por empresas de distintos sectores para modernizar su infraestructura tecnológica. Estos proveedores proporcionan soluciones escalables de almacenamiento, procesamiento y análisis de datos, así como herramientas avanzadas de inteligencia artificial y automatización, optimizando costos, mejorando la eficiencia operativa y acelerando la innovación sin depender de infraestructura física propia.

Tabla 10.

Ejemplos de empresas proveedoras de computación en la nube

Proveedor de Computación en la Nube	Caso de uso empresarial (Cloud)
Amazon Web Services (AWS)	Ofrece infraestructura global de nube para hospedar aplicaciones, análisis de datos, bases de datos, aprendizaje automático y servicios empresariales escalables, ayudando a empresas a innovar sin gestionar hardware físico (AWS, s.f).
Microsoft Azure	Proporciona servicios de nube híbrida y soluciones empresariales como IoT Hub, bases de datos, análisis de datos y entornos de desarrollo, permitiendo a las organizaciones modernizar aplicaciones y optimizar operaciones con IA integrada (Azure, s.f.).
Google Cloud Platform (GCP)	Suministra capacidades de computación, almacenamiento, análisis de big data y machine learning, con herramientas como BigQuery y AI Platform que apoyan procesos de análisis avanzado y automatización en empresas (Google Cloud, s.f).

Nota. La información fue construida con base en una investigación web.

7.1.4 Análisis de Big Data.

El Análisis de Big Data permite capturar, estructurar y procesar grandes volúmenes de datos que superan la capacidad de las bases de datos tradicionales, transformándolos en información útil para la toma de decisiones. Silva-Atencio (2022), en su estudio, señala que el análisis de estos datos reduce la complejidad de problemas organizacionales, optimiza tiempos de respuesta y aumenta la eficiencia y efectividad de los procesos, lo que impacta directamente en la productividad del trabajador. Sus resultados mostraron que el 81% de los encuestados perciben que Big Data mejora el desempeño laboral, y entre 72% y 87% consideran que contribuye a mejorar competencias clave como motivación, comunicación, liderazgo, colaboración y satisfacción laboral.

En la tabla 11 se presentan tres empresas multinacionales reconocidas como líderes en el ámbito del análisis de Big Data, cuyas soluciones tecnológicas permiten a organizaciones de distintos sectores gestionar, procesar y analizar grandes volúmenes de datos de manera eficiente. Estas compañías ofrecen plataformas avanzadas que integran almacenamiento masivo, procesamiento de datos en tiempo real y herramientas de inteligencia artificial, facilitando la toma de decisiones estratégicas basadas en datos y fortaleciendo la competitividad empresarial en entornos digitales altamente dinámicos.

Tabla 11.

Ejemplos de empresas líderes en análisis de Big Data

Empresa	Caso de uso de Big Data
IBM	Utiliza plataformas de Big Data y análisis (como IBM Watson) para ayudar a clientes a extraer insights de grandes volúmenes de datos, mejorar decisiones empresariales, y aplicar IA en sectores como salud, finanzas y retail.

Empresa	Caso de uso de Big Data
Google (Google Cloud BigQuery)	Ofrece BigQuery, una solución de almacenamiento y análisis de datos a gran escala, que permite a las empresas realizar consultas masivas, análisis predictivo y BI sin necesidad de infraestructura propia.
Microsoft (Azure Synapse Analytics)	Integra análisis de Big Data a través de Azure Synapse, combinando data warehousing, análisis de grandes volúmenes de datos y machine learning para acelerar informes inteligentes y toma de decisiones empresariales.

Nota. La información fue construida con base en una investigación web.

7.1.5 Automatización Robótica de Procesos.

La robotización de procesos debe entenderse como un cambio organizacional y tecnológico que da origen a un entorno de trabajo híbrido, en el que personas y robots de software colaboran dentro de los mismos procesos empresariales. En este contexto, la RPA no busca reemplazar completamente a los empleados, sino asumir tareas rutinarias, repetitivas y basadas en reglas, permitiendo que los trabajadores orienten sus esfuerzos hacia actividades que requieren creatividad, criterio profesional y toma de decisiones más complejas, fortaleciendo así el aporte humano dentro de la organización (Siderska, 2020).

En la tabla 12 se presentan tres ejemplos de empresas reconocidas internacionalmente que se destacan por implementar la Automatización Robótica de Procesos (RPA) en sus operaciones. Estas organizaciones utilizan robots de software para automatizar tareas repetitivas y basadas en reglas dentro de áreas como logística, finanzas y gestión administrativa, lo que permite aumentar la eficiencia operativa, reducir errores y liberar a los empleados para que puedan enfocarse en actividades estratégicas y de mayor valor dentro del entorno laboral.

Tabla 12.*Aplicaciones de RPA en organizaciones globales*

Empresa	Caso de uso de RPA
UiPath (clientes destacados como DHL, Toyota)	Empresas como DHL y Toyota utilizan RPA para automatizar procesos repetitivos en logística y administración, reduciendo tiempos de ciclo y errores humanos (UiPath, s.f.).
Blue Prism (clientes como American Express)	American Express ha implementado RPA para agilizar procesos financieros y operativos, mejorar la precisión de transacciones y liberar empleados de tareas administrativas rutinarias (Blue Prism, s.f.).
Automation Anywhere (clientes como Cisco)	Cisco aplica RPA para automatizar flujos de trabajo de TI y back office, mejorando la eficiencia en operaciones internas y reduciendo la carga de tareas manuales (Automation Anywhere, s.f.).

Nota. La información fue construida con base en una investigación web.

7.1.6 Robots industriales.

Dzedzickis et al. (2021) destaca que su implementación moderna no se limita a reemplazar trabajadores, sino que se integra con tecnologías avanzadas como visión por computadora, machine learning, sensores RGB-D y algoritmos de control inteligente, permitiendo funciones como reconocimiento automático de objetos, manipulación adaptativa y planificación optimizada de trayectorias. Además, en entornos colaborativos (cobots), los robots pueden operar junto a empleados sin separación física, reduciendo carga física y mejorando la eficiencia del trabajo al asumir tareas monótonas o ergonómicamente riesgosas, mientras los trabajadores se enfocan en actividades de mayor valor cognitivo y toma de decisiones.

Tres empresas líderes a nivel mundial destacan por la incorporación de robots industriales en sus procesos de manufactura y producción (ver tabla 13). Estas organizaciones utilizan sistemas robóticos avanzados para automatizar tareas repetitivas, mejorar la precisión y velocidad de ensamblaje, optimizar el manejo de materiales y aumentar la seguridad en el entorno laboral. La adopción de robots industriales en estos casos refleja su importancia como una tecnología clave para impulsar la productividad y la eficiencia en la industria moderna.

Tabla 13.

Aplicación de robots industriales en la industria moderna

Empresa	Caso de uso de robots industriales
Toyota	Utiliza robots industriales en sus líneas de ensamblaje para soldadura, pintura, y montaje de vehículos, aumentando precisión, uniformidad y velocidad de producción.
Tesla	Emplea robots en sus plantas de producción para ensamblaje de carrocerías, aplicación de selladores y procesos repetitivos que requieren alta precisión y cadencia.
BMW Group	Integra robots industriales colaborativos y tradicionales en sus líneas de fabricación para tareas de logística interna, ensamblaje y manejo de materiales, mejorando eficiencia y seguridad.

Nota. La información fue construida con base en una investigación web.

7.1.7 Deep learning.

Kraus et al. (2020), destaca que las empresas utilizan deep learning en aplicaciones como pronóstico de ventas, gestión de inventarios, modelado de riesgos, mantenimiento predictivo y predicción de cargas de trabajo, lo cual mejora el desempeño operativo y apoya una toma de decisiones más eficiente.

Sin embargo, su implementación tiene limitaciones como complejidad computacional, falta de infraestructura de datos, baja transparencia (modelo tipo “caja negra”) y escasez de talento especializado, lo cual influye en cómo y dónde se usa dentro de las organizaciones y en muchos casos empresariales *deep learning* no siempre supera a modelos más establecidos como *gradient boosting*, por lo que debe considerarse una herramienta complementaria y no una solución universal (Schmitt, 2023).

7.2 Automatización de tareas repetitivas

Al automatizar, los empleados pueden concentrarse en tareas de mayor complejidad y valor estratégico, mientras la organización obtiene beneficios como reducción de tiempos de proceso, disminución de errores humanos, ahorro de costos y posibilidad de operar de forma continua (24/7), mejorando la eficiencia general del trabajo (Costa et al., 2022).

Por otro lado, hay tecnologías de automatización que pueden contribuir a reducir la sobrecarga y el riesgo de burnout incluyen sistemas de monitoreo basados en biosensores que emiten señales para analizarlas mediante algoritmos de machine learning que pueden activar respuestas como limitar el flujo de información o ajustar estímulos del entorno. También, las herramientas de programación y asignación de tareas, sistemas de apoyo a la toma de decisiones y plataformas de gestión algorítmica ayudan a reducir la presión temporal y la carga laboral, disminuyendo la tensión mental y el riesgo de burnout (Valtonen et al., 2026).

En la tabla 14 se clasifican los principales tipos de software y programas utilizados para la automatización de tareas repetitivas en distintos entornos laborales. Estas herramientas ayudan a disminuir la carga administrativa, optimizar procesos, mejorar la eficiencia y liberar tiempo para actividades de mayor valor.

Tabla 14.*Herramientas digitales para la automatización de procesos en el trabajo*

Categoría	Tipo de tareas que automatiza	Principales softwares / programas	Áreas donde se usa más
RPA (Robotic Process Automation)	Tareas administrativas repetitivas basadas en reglas (copiar datos, generar reportes, mover información entre sistemas)	UiPath, Automation Anywhere, Blue Prism, Microsoft Power Automate Desktop, WorkFusion	Finanzas, RRHH, back office, atención al cliente
Automatización de flujos de trabajo (Workflow Automation)	Conectar aplicaciones y automatizar acciones entre plataformas (formularios, emails, CRM)	Zapier, Make (Integromat), Microsoft Power Automate Cloud, IFTTT, n8n	Marketing, operaciones digitales, productividad diaria
Automatización con IA (Intelligent Automation)	Clasificación automática, chatbots, análisis de documentos, respuestas automáticas	IBM Watson, ServiceNow, UiPath AI Center, Chatbots (ManyChat, Intercom, Drift), asistentes con GPT	Atención al cliente, soporte, gestión documental
Automatización en gestión de proyectos	Asignación automática de tareas, recordatorios, cambios de estado, notificaciones	Asana (Rules), Trello (Butler), ClickUp, Notion (Automations + API), Monday.com	Equipos de trabajo, startups, gestión interna
Automatización en marketing y ventas	Campañas automáticas, seguimiento de leads, emails programados, scoring	HubSpot, Mailchimp, ActiveCampaign, Salesforce (Flow), Marketo	Marketing digital, ventas, CRM
Automatización en IT y desarrollo	Integración continua, despliegue automático, configuración de sistemas	Jenkins, GitHub Actions, Ansible, Docker, scripts (Shell/Python)	Equipos de tecnología y desarrollo

Categoría	Tipo de tareas que automatiza	Principales softwares / programas	Áreas donde se usa más
Automatización de datos y hojas de cálculo	Procesamiento de datos, reportes automáticos, limpieza y análisis de información	Excel (Macros), Google Apps Script, Python (Pandas, Selenium), Power BI	Análisis de datos, administración, reporting

Nota. La información de esta tabla fue recopilada mediante una búsqueda general en fuentes públicas disponibles en la web, con el fin de presentar ejemplos actuales de herramientas utilizadas para la automatización de tareas repetitivas.

7.3 Sustitución vs complementariedad laboral

La adopción de robots en el mercado laboral genera dos efectos principales: sustitución y complementariedad. La sustitución ocurre cuando los robots reemplazan directamente el trabajo humano como insumo en la producción, especialmente en empleos rutinarios o de baja cualificación. En cambio, la complementariedad sucede cuando los robots aumentan la productividad del trabajador y se combinan con empleos de mayor habilidad, generando crecimiento del empleo (Li et al., 2023).

La tecnología no sustituye a todos los trabajadores por igual, sino que tiende a complementar más a los trabajadores cualificados y sustituir más a los no cualificados o los que realizan trabajos más rutinarios (Battisti et al., 2021). De acuerdo con Nedelkoska y Quintini (2018) el riesgo de automatización no está distribuido de forma igual: afecta sobre todo a empleos de baja cualificación, especialmente en manufactura, agricultura y algunos servicios como transporte o comida rápida porque estas ocupaciones suelen requerir niveles educativos básicos, lo que las hace más vulnerables. Sin embargo, aunque hay destrucción de empleos en algunos sectores, la tecnología traerá trabajos nuevos, especialmente en el sector servicios.

Un caso muy concreto que menciona el documento es el de los cajeros bancarios: los ATM fueron una tecnología que podía sustituir trabajo, pero en lugar de eliminar completamente esos empleos, transformaron sus tareas. El manejo de efectivo perdió importancia y aumentaron habilidades como marketing y trato interpersonal. Incluso, los empleados recibieron más formación y ahora se exige mayor educación (Nedelkoska y Quintini, 2018).

En la tabla 15, se observan ejemplos concretos y de conocimiento público que describen la diferencia entre sustitución y complementariedad laboral en el contexto de la automatización. Estos casos permiten observar cómo ciertas tecnologías pueden reemplazar tareas humanas en algunos empleos, mientras que en otros escenarios actúan como herramientas de apoyo que aumentan la productividad y transforman el trabajo.

Tabla 15.

Ejemplos de sustitución vs. complementariedad laboral

Tecnología / Automatización (ejemplo real)	Ejemplo de sustitución laboral	Ejemplo de complementariedad laboral
Robots industriales (automotriz)	Reemplazan operarios en tareas repetitivas de ensamblaje en fábricas.	Trabajadores supervisan, programan y mantienen robots, aumentando productividad.
Cajeros automáticos (ATM)	Reducen tareas manuales de manejo de efectivo en bancos.	Cajeros se enfocan más en atención al cliente y servicios financieros.
Chatbots de atención al cliente	Sustituyen agentes humanos en preguntas básicas y respuestas estándar.	Complementan agentes humanos al filtrar consultas y permitir atención personalizada.
Software contable automático	Automatiza registros y facturación, reduciendo puestos administrativos rutinarios.	Contadores se enfocan en análisis financiero y asesoría estratégica.
IA en diagnóstico médico	Puede reemplazar tareas simples de detección de patrones en imágenes médicas.	Médicos usan IA como apoyo para diagnósticos más rápidos y precisos.

Tecnología / Automatización (ejemplo real)	Ejemplo de sustitución laboral	Ejemplo de complementariedad laboral
Sistemas de autoservicio en supermercados	Sustituyen cajeros en el cobro tradicional.	Empleados se dedican a asistencia, reposición y soporte al cliente.
Plataformas de automatización (Zapier, Power Automate)	Eliminan tareas repetitivas como copiar datos entre aplicaciones.	Permiten que empleados se concentren en trabajo creativo y toma de decisiones.
Vehículos autónomos y automatización logística	Pueden reducir demanda de conductores en transporte repetitivo.	Crean nuevos empleos en monitoreo, gestión de flotas y mantenimiento tecnológico.

Nota. Los ejemplos de la tabla se elaboraron a partir de una observación general de tecnologías de uso público

7.4 Integración estratégica de IA en procesos empresariales

El marco TOE (*Technology–Organization–Environment*) es un modelo teórico que explica la adopción e integración de la IA en las organizaciones a partir de tres dimensiones interrelacionadas: la tecnológica, que incluye factores como infraestructura, compatibilidad y complejidad de la IA; la organizacional, que abarca liderazgo, apoyo directivo, cultura y recursos internos; y la ambiental, que considera presión competitiva, regulación y entorno del mercado. Desde esta perspectiva, la adopción de IA en el ámbito laboral implica transformar procesos, estructuras y dinámicas de trabajo, especialmente en áreas como recursos humanos, marketing, operaciones y finanzas, donde la IA ya tiene una presencia significativa (Romeo y Lacko, 2025).

La integración estratégica no basta con implementar herramientas porque también se requiere una cultura de confianza, gestión del cambio y colaboración entre departamentos. Para Tursunbayeva y Gal (2024), las empresas deben invertir en programas de formación específicos para desarrollar habilidades en IA, promover plataformas internas de intercambio de conocimiento y realizar proyectos piloto que demuestren beneficios reales en tareas y procesos.

Además, destaca que el liderazgo digital debe comunicar con claridad la estrategia de IA, fomentar equipos interdisciplinarios y establecer métricas para monitorear el progreso y que la adopción esté alineada con los objetivos del negocio y genere valor para los stakeholders.

7.5 Capital intangible y tecnología

Las tecnologías de propósito general, como la inteligencia artificial, generan grandes aumentos de productividad cuando se activa un ciclo de retroalimentación positiva entre las industrias que producen la tecnología y las que la aplican, proceso que requiere co-inversión en los sectores usuarios. A partir del ejemplo histórico de la electrificación, se ha observado que los beneficios no surgieron simplemente por reemplazar una fuente de energía, sino cuando las empresas desarrollaron nuevas aplicaciones, transformaron la organización de la producción y rediseñaron la forma en que operaban sus fábricas, lo que implicó una reorganización del trabajo. De manera análoga, el texto sostiene que el impacto de la IA depende de la capacidad de las empresas para adaptar sus procesos y generar innovación complementaria en las industrias de aplicación porque sin esa transformación organizacional y sin innovación, el círculo virtuoso que impulsa el crecimiento sostenido de la productividad no se activa (Goldfarb, 2024).

Para que esta transformación organizacional y los ciclos de innovación mencionados se materialicen a nivel nacional, es fundamental contar con marcos de medición que evalúen la preparación de cada país, función que cumple el Digital Evolution Index (DEI), un programa de investigación de The Fletcher School en Tufts University, desarrollada en colaboración con Mastercard.

El Digital Evolution Index (DEI) es una evaluación basada en datos que mide el progreso de la economía digital en distintos países, agregando más de 100 indicadores y

organizándolos en cuatro impulsores clave: condiciones de oferta (infraestructura digital), condiciones de demanda (adopción tecnológica), entorno institucional e innovación y desarrollo. El índice refleja la situación actual de la transformación digital dentro de un país y también muestra la velocidad o ritmo al que esa transformación avanza, permitiendo identificar implicaciones relevantes para la inversión y la innovación, así como los riesgos y desafíos asociados a la creciente dependencia de la tecnología digital (Aly, 2022).

Invertir en tecnología no garantiza el éxito por sí solo; para ver resultados reales, hace falta capital intangible. Esto no es más que el conocimiento de las personas, la organización interna y el manejo de los datos. Sin estos elementos, la inteligencia artificial no pasaría de ser una herramienta vacía. En la tabla 16 se mencionan áreas de fortalecimiento de capital tangible, las cuales son componentes clave que ayudan a que la tecnología realmente mejore el rendimiento laboral.

Tabla 16.

Áreas de fortalecimiento de capital intangible

Área de fortalecimiento	Descripción	Componentes
Infraestructura digital	El DEI incluye como uno de sus cuatro impulsores clave la <i>infraestructura digital del país</i> , como parte de las “supply conditions”.	El DEI agrega indicadores en cuatro impulsores: <ul style="list-style-type: none"> • Condiciones de la oferta • Condiciones de la demanda • Entorno institucional • Innovación y cambio
Demanda por tecnología	El DEI considera la <i>demanda por tecnología</i> como uno de los cuatro drivers del desarrollo digital.	Interacción entre: <ul style="list-style-type: none"> • Infraestructura digital • Demanda por tecnología • Entorno institucional • Innovación y desarrollo
Entorno institucional y regulatorio	El índice incorpora el entorno institucional. Necesidad de un marco institucional flexible y regulaciones de apoyo para la transformación digital.	El DEI incluye entorno institucional como uno de los cuatro impulsores
Innovación y desarrollo	La transformación digital se asocia con <i>innovation and change</i> . Además, la IA es	El DEI incluye <i>innovation and development</i> como uno de los cuatro drivers

Área de fortalecimiento	Descripción	Componentes
	descrita como herramienta que impulsa avances innovadores y tecnológicos.	
Capital humano	El impacto de la transformación digital depende de la calidad del capital humano. El modelo incorpora el <i>Human Capital Index (HCI)</i> como variable explicativa.	El modelo incluye <i>Human Capital Index (HCI)</i> en las ecuaciones econométricas
Transformación del entorno de aprendizaje y habilidades	Se requiere preparar nuevas generaciones para trabajar con IA, transformar el entorno de aprendizaje (escuelas y empresas) y desarrollar habilidades técnicas y sociales.	Se menciona la necesidad de transformar el entorno de aprendizaje y desarrollar habilidades para trabajar con inteligencia artificial
Integración entre inteligencia humana y artificial	Los países deberán integrar exitosamente la inteligencia humana con la inteligencia de las máquinas en una relación de aprendizaje bidireccional.	Humanos y máquinas deberán coexistir en una relación de aprendizaje mutuo

Nota. La información de la tabla fue obtenida de Aly (2022).

El Digital Evolution Index (DEI) funciona como una brújula estratégica para las empresas porque permite identificar el estado actual de la infraestructura digital de un país y la velocidad de su transformación. Al desglosar factores como las condiciones de la demanda y el entorno institucional, las organizaciones pueden evaluar la disposición de los consumidores para adoptar nuevas tecnologías y la seguridad jurídica que ofrecen las regulaciones locales para la inversión. Además, el índice es clave para la planificación del talento porque integra el Capital Humano y la necesidad de transformar los entornos de aprendizaje para trabajar con Inteligencia Artificial.

Más allá de las condiciones de mercado que revela el índice, la activación del crecimiento económico requiere que las empresas cultiven un capital intangible basado en la transformación organizacional y la co-inversión. El capital intangible necesario para que las empresas aprovechen la tecnología, específicamente la inteligencia artificial (IA), se centra en

la capacidad de coinversión y la transformación organizacional. El texto sostiene que los beneficios de productividad no surgen del simple reemplazo tecnológico, sino de la habilidad de las firmas para rediseñar sus procesos operativos y la organización del trabajo. Este capital intangible incluye el desarrollo de habilidades técnicas y sociales en los empleados, la preparación de nuevas generaciones para coexistir con la IA y la creación de una relación de aprendizaje bidireccional entre humanos y máquinas (Cheng et al., 2022).

7.6 Percepción y aceptación de IA

De acuerdo con Billing et al. (2021) la percepción y aceptación de la inteligencia artificial (IA) están determinadas por un equilibrio crítico entre los beneficios percibidos y los riesgos asociados. Para que la tecnología sea adoptada con éxito, no basta con su utilidad técnica; se necesita construir una base de confianza a través de la transparencia y la facilidad de uso percibida, lo cual reduce el temor al desplazamiento laboral o la pérdida de privacidad. Además, la disposición de los usuarios se ve fuertemente influenciada por factores actitudinales y normas sociales, sugiriendo que la integración efectiva de la IA requiere gestionar la resistencia psicológica mediante experiencias positivas directas y una comunicación clara sobre el valor que aporta la herramienta.

La percepción y aceptación de la IA en el entorno laboral se ve influenciada por la interacción entre la utilidad percibida y las reacciones psicológicas de los empleados. La aceptación aumenta cuando los trabajadores perciben que la IA mejora su desempeño o reduce el esfuerzo físico y mental, pero puede verse obstaculizada por la "tecnofobia" o el miedo a ser reemplazados. Una integración exitosa depende de que los empleados no vean a la IA como una amenaza, sino como un apoyo que requiere una relación de aprendizaje mutuo, donde la confianza en el sistema y el apoyo organizacional son determinantes para mitigar la resistencia

al cambio (Fukumura et al., 2021). El fortalecimiento de las actitudes positivas y la aceptación de la tecnología dependen de una gestión estratégica de la percepción humana y el entorno social. En la tabla 17, se mencionan los puntos clave que Billing et al. (2021) proponen para que la IA sea acogida con éxito.

Tabla 17.

Factores claves para la adopción de la IA en entornos empresariales

Factor Clave	Mecanismo de Impacto	Resultado en la Percepción
Alfabetización Digital	Proporciona el conocimiento técnico necesario para comprender el funcionamiento de la herramienta.	Reduce el miedo a lo desconocido y transforma la incertidumbre en apertura hacia la innovación.
Reducción de Incertidumbre	Implementa marcos de transparencia sobre el uso de los datos y el impacto social.	Permite que la IA sea percibida como una tecnología predecible, ética y segura.
Entorno de Apoyo	Fomenta un ecosistema donde la tecnología se presenta como un facilitador del bienestar.	Disipa la visión de la IA como una amenaza externa y la posiciona como un motor de desarrollo sostenible.

Nota. La información fue obtenida del estudio de Billing et al. (2021)

7.7 Impacto en rendimiento laboral

El impacto de la inteligencia artificial en el rendimiento laboral depende del grado de coordinación y acoplamiento entre la tecnología y el sistema industrial, donde un alto nivel de integración favorece el crecimiento económico y la eficiencia. El rendimiento se ve potenciado cuando la IA permite una optimización de la estructura industrial y una mejora en la calidad del desarrollo, logrando una sinergia que eleva la productividad total de los factores. Sin embargo, Li B. (2021) advierte que, si la integración de la IA y el sistema industrial no están debidamente coordinados o se encuentran en una etapa de desajuste, el impacto positivo en el

rendimiento laboral y organizacional se ve limitado. En definitiva, el progreso en el rendimiento laboral es el resultado de un proceso dinámico de acoplamiento y coordinación que permite a las industrias absorber la tecnología para mejorar su competitividad y eficiencia operativa.

Por ejemplo, la implementación de bots y sistemas de automatización inteligente transforma el rendimiento laboral al reconfigurar la estructura del servicio y la gestión del tiempo porque permiten una respuesta inmediata y automática a las consultas de los clientes, lo que elimina los tiempos de espera prolongados característicos de la interacción humana tradicional y garantiza una disponibilidad de servicio de 24 horas, los 7 días de la semana. Al asumir el manejo de grandes volúmenes de datos y preguntas frecuentes, los bots reducen la carga de trabajo operativa y el error humano, generando una mayor eficiencia y en un incremento directo de la satisfacción del cliente y la rentabilidad del negocio. Lejos de ser un simple reemplazo, esta tecnología actúa como un soporte que optimiza el flujo de trabajo, permitiendo que el personal se desplace hacia roles de supervisión y atención de casos complejos, mejorando así la productividad organizacional mediante un modelo de servicio más ágil, efectivo y escalable (Billing et al., 2021).

Según (Lin et al. (2022), el impacto de la inteligencia artificial en el rendimiento laboral se manifiesta a través de mecanismos que van más allá de la automatización de tareas. Un factor determinante es la autoeficacia del empleado, la cual actúa como un motor psicológico que impulsa la satisfacción laboral y el compromiso con la organización. En un entorno de interacción humano-máquina, la confianza en las propias capacidades para manejar estas tecnologías permite que el trabajador sea más eficiente y que también adopte una actitud proactiva, reduciendo la intención de abandonar la empresa. Por otro lado, Lin et al. (2022) también mencionan que el rendimiento se ve condicionado por la calidad del entorno de gestión y la ergonomía del sistema:

- **Gestión de datos en tiempo real:** la IA optimiza el rendimiento al centralizar y procesar información en una sola ubicación, permitiendo que líderes y empleados tomen decisiones basadas en datos fácticos y actualizados en lugar de suposiciones.
- **Eliminación de sesgos psicológicos:** el uso de sistemas de IA en la evaluación del desempeño ayuda a remover prejuicios humanos y favoritismos, creando un entorno de retroalimentación más justo y objetivo que motiva al personal.
- **Coaching y formación continua:** las herramientas de IA proporcionan feedback inmediato y actúan como "entrenadores inteligentes", identificando patrones lingüísticos y necesidades de aprendizaje específicas para acelerar la capacitación de las nuevas generaciones.
- **Mitigación de la gestión abusiva:** existe una relación directa donde la "gestión abusiva" (hostilidad verbal o no verbal de los superiores) daña la psicología del trabajador y disminuye drásticamente el rendimiento empresarial.

7.8 Competencias y formación laboral

De acuerdo con Schick y Fischer (2021), la integración de la inteligencia artificial en los procesos de selección y evaluación transforma la naturaleza de las competencias laborales, exigiendo que los trabajadores posean habilidades técnicas y una comprensión de cómo sus perfiles son interpretados por algoritmos. Esta evolución demanda una formación orientada a la transparencia y a la reducción de la brecha digital, donde la confianza en la objetividad del sistema y la capacidad de interactuar con interfaces automatizadas se vuelven determinantes para garantizar la justicia percibida y el éxito profesional. La capacitación debe, por tanto, equilibrar la especialización tecnológica con el fortalecimiento de la percepción de calidad en

los procesos digitales para evitar la desmotivación de los candidatos. A continuación, se detallan las dimensiones clave de este desarrollo según Schick y Fischer (2021):

- **Alfabetización en IA y Proyección de Perfil:** los candidatos requieren formación para comprender cómo funcionan los sistemas de selección automatizados, permitiéndoles proyectar sus habilidades de manera efectiva ante un evaluador algorítmico sin perder su autenticidad.
- **Competencia en Interacción Digital:** se vuelve crítico el desarrollo de habilidades para manejar herramientas digitales complejas, ya que la falta de fluidez tecnológica afecta directamente la percepción de humanidad y justicia en el trato laboral.
- **Gestión de la Transparencia Organizacional:** las empresas deben capacitar a sus líderes para que sean capaces de explicar el funcionamiento de la IA, convirtiendo la transparencia en una competencia institucional que asegure la aceptación del personal.
- **Equilibrio entre Objetividad y Calidez:** la formación laboral debe enseñar a los trabajadores a colaborar con la IA de modo que se aproveche la reducción de sesgos del algoritmo, manteniendo al mismo tiempo el criterio humano y la cultura organizacional.

8. Análisis de integración organizacional y de competencias

Con base en los hallazgos obtenidos en la revisión sistemática, particularmente en relación con los patrones de adopción sectorial y los factores determinantes del impacto de la IA, este capítulo presenta una integración analítica orientada a comprender cómo estos elementos se articulan en el contexto organizacional. En este sentido, se reorganizan los resultados identificados en la literatura para explicar los mecanismos mediante los cuales la

inteligencia artificial influye en el rendimiento operativo, la coordinación organizacional y el desarrollo de competencias laborales.

8.1. Mecanismos de impacto en el rendimiento operativo

Los mecanismos de impacto en el rendimiento operativo bajo la integración de la inteligencia artificial se basan en una estructura renovada de los procesos, donde la tecnología optimiza la velocidad de ejecución y redefine la naturaleza de las tareas laborales. Esta transformación se ve mediante el desplazamiento de funciones rutinarias y de alta intensidad hacia sistemas automatizados de precisión, permitiendo que el capital humano se desprenda de cargas operativas agotadoras para centrarse en la supervisión estratégica y la resolución de problemas complejos.

8.1.1 Automatización y reconfiguración de tareas.

La automatización y la consecuente reconfiguración de tareas se logran mediante la difusión masiva de herramientas de inteligencia artificial a través de múltiples áreas funcionales de la empresa, lo que permite que el impacto en la productividad sea un cambio sistémico. Este proceso se potencia cuando la organización adopta la IA integrandola con tecnologías complementarias como el Big Data y el Internet de las Cosas (IoT), creando un ecosistema digital donde el procesamiento de grandes volúmenes de información en tiempo real sustituye la ejecución manual (Gómez-Bengoechea y Jung, 2024).

De acuerdo con Almusharraf (2025), la automatización mediante inteligencia artificial y sistemas inteligentes reconfigura la estructura laboral al desplazar las tareas de alta intensidad física y rutina monótona hacia procesos de ejecución técnica de precisión, lo que permite una redistribución de la cadena de valor donde el trabajador humano se especializa en funciones

estratégicas y de resolución de problemas complejos. Esta transformación es un simple reemplazo de funciones, es un catalizador de sostenibilidad que optimiza el uso de recursos y reduce el impacto ambiental en entornos peligrosos. Al delegar estas funciones a los sistemas automatizados, se eliminan los cuellos de botella derivados del agotamiento físico y el error sistemático, lo cual permite que la fuerza laboral se desplace hacia la supervisión de la calidad y la innovación de procesos.

La automatización busca mayor rapidez mientras protege la integridad del trabajador. Al integrar sistemas inteligentes en las tareas más pesadas o peligrosas, se logra reducir significativamente la exposición a accidentes y al agotamiento físico. En la tabla 18, se detalla cómo estas tecnologías ayudan a mitigar diversos factores de riesgo en el entorno laboral.

Tabla 18.

Relación entre sistemas inteligentes y la reducción de factores de riesgo

Riesgos evitados para el humano	Tecnología / método de automatización	Descripción del impacto
Exposición a entornos peligrosos y accidentes: Se elimina la necesidad de que el humano realice tareas en condiciones físicas extremas o de alta toxicidad.	Robótica Avanzada y Quirúrgica	La precisión robótica sustituye la intervención manual en manufactura pesada y procedimientos médicos complejos.
Fatiga cognitiva y errores por saturación: Evita el agotamiento derivado del procesamiento manual de volúmenes masivos de datos.	Sistemas de Machine Learning	Las máquinas ejecutan el análisis técnico, permitiendo al humano enfocarse en la toma de decisiones estratégicas.
Desgaste físico y lesiones ergonómicas: Previene enfermedades laborales causadas por movimientos repetitivos y carga de materiales pesados.	Internet de las Cosas (IoT) y Manufactura Inteligente	El monitoreo digital y la automatización de la línea de producción asumen el esfuerzo físico extenuante.
Fatiga por conducción y accidentes de tránsito: Reduce el riesgo de colisiones causadas por error humano, cansancio o distracciones en la logística.	Vehículos Autónomos y Logística IA	Los sistemas autónomos gestionan el transporte de carga y la distribución de manera más segura y eficiente.
Inseguridad energética y fallos críticos: Evita los riesgos asociados al colapso de infraestructuras	Smart Grids y Gemelos Digitales	La optimización predictiva permite gestionar redes eléctricas y plantas industriales de forma remota y segura.

Riesgos evitados para el humano	Tecnología / método de automatización	Descripción del impacto
energéticas y la exposición a altas tensiones.		
Barreras financieras y exclusión operativa: Reduce el riesgo de insolvencia operativa al facilitar el acceso a recursos de procesamiento sin grandes inversiones físicas.	Finanzas Digitales y Cloud Computing	Democratiza el uso de tecnología avanzada, permitiendo una gestión empresarial más estable y menos riesgosa.
Contaminación y riesgos respiratorios: Al optimizar rutas y procesos, se reduce la exposición directa a emisiones de carbono y contaminantes industriales.	Algoritmos de Optimización de Rutas	La eficiencia en el transporte público e industrial mejora la calidad del aire en el entorno de trabajo.

Nota. La información fue adaptada de Almusharraf (2025).

8.1.2 Eficiencia y disponibilidad.

La inteligencia artificial y la automatización transforman la productividad al establecer una infraestructura de disponibilidad permanente que elimina las limitaciones de los turnos humanos, permitiendo que los procesos críticos de la empresa operen sin interrupciones bajo un esquema de eficiencia de precisión. Esta continuidad operativa, respaldada por la integración de tecnologías como el Internet de las Cosas y el análisis de Big Data, reduce drásticamente el error humano al delegar el procesamiento de datos complejos y las tareas repetitivas a sistemas algorítmicos que no sufren fatiga ni saturación cognitiva (Huang y Rust, 2018). Como resultado, la organización optimiza su rentabilidad al minimizar los costos de fallos y reprocesos, eleva la satisfacción del cliente a través de una respuesta inmediata y exacta.

Según Alzarooni et al. (2024), la tecnología corrige fallos y actúa como una red de seguridad emocional y operativa que libera al ser humano de la tiranía de la rutina y el agotamiento. Al integrar sistemas inteligentes, la organización logra que la precisión técnica asuma la carga de los procesos más áridos y repetitivos, permitiendo que el trabajador recupere

su esencia creativa y su capacidad de juicio sin el miedo constante al desliz involuntario. Esta transformación digital reduce el error humano porque traslada la responsabilidad de la exactitud a algoritmos que no conocen el cansancio, lo que genera un entorno de mayor confianza y bienestar laboral, donde la eficiencia tecnológica se convierte en el cimiento que sostiene un servicio más empático y una toma de decisiones mucho más lúcida y estratégica.

8.1.3 Sistemas de apoyo al desempeño.

Chen et al. (2024) aborda la IA no como un elemento incrustado (*embeddedness*) en el entorno laboral que redefine el desempeño a través de la demanda de nuevas habilidades. Los sistemas de IA actúan como un motor de transformación del desempeño laboral al modificar las demandas de habilidades, creando un efecto de "doble filo" en el trabajador. Por un lado, la IA sirve como un sistema de apoyo que satisface las necesidades de competencia, impulsando el bienestar y el rendimiento cuando el empleado percibe que la tecnología le permite dominar tareas más complejas y alcanzar resultados de mayor valor estratégico con exactitud y rapidez. Sin embargo, Chen et al. (2024), advierten que para que este apoyo sea efectivo y mejore realmente el desempeño, la organización debe gestionar la ansiedad tecnológica, asegurando que la IA no se perciba como una amenaza de reemplazo, sino como un recurso que fortalece el vínculo del empleado con su trabajo (*job embeddedness*)

La integración de la IA y la automatización redefine el desempeño laboral al introducir niveles de rapidez y exactitud que superan las limitaciones biológicas del trabajador. Según el análisis de Faishal et al. (2023), estas tecnologías permiten procesar volúmenes masivos de datos a una velocidad sin precedentes, eliminando los cuellos de botella operativos y garantizando una ejecución precisa que mitiga los errores humanos derivados de la fatiga o la distracción. Al actuar como un soporte técnico de alta fidelidad, la IA asume las tareas que

requieren una consistencia rigurosa, lo que acelera los ciclos de producción y respuesta y asegura una calidad uniforme en los resultados, permitiendo que la organización alcance una eficiencia óptima mientras el capital humano se especializa en funciones de supervisión y pensamiento complejo.

La inteligencia artificial automatiza procesos, pero también funciona como un asistente que acompaña al trabajador en tiempo real. Estos sistemas de apoyo actúan como un soporte directo que facilita la toma de decisiones y ayuda a resolver dudas mientras se realiza la tarea. En la tabla 19, se mencionan las principales herramientas de apoyo al desempeño y cómo ayudan a que el trabajo sea más ágil y preciso.

Tabla 19.

Sistemas de apoyo al desempeño.

Sistema de Apoyo de IA	Función Específica en el Desempeño	Impacto en Rapidez y Exactitud
Algoritmos de Procesamiento de Datos	Análisis de grandes volúmenes de información en tiempo real para la toma de decisiones.	Rapidez: Reduce días de análisis humano a segundos. Exactitud: Elimina sesgos y errores de cálculo manual.
Automatización de Procesos Cognitivos	Ejecución de tareas administrativas y lógicas repetitivas que requieren reglas estrictas.	Rapidez: Flujo de trabajo continuo sin interrupciones por fatiga. Exactitud: Consistencia total en el cumplimiento de protocolos.
Sistemas Predictivos de IA	Identificación de patrones y tendencias futuras basados en datos históricos.	Rapidez: Permite respuestas proactivas antes de que surjan problemas. Exactitud: Minimiza fallos de previsión humana.
Robótica Avanzada y Sensores	Ejecución de tareas físicas de alta precisión en entornos industriales o de salud.	Rapidez: Aumento de los ciclos de producción por minuto. Exactitud: Precisión milimétrica superior a la destreza manual humana.
Herramientas de Asistencia Inteligente	Soporte en la resolución de problemas técnicos y soporte al cliente.	Rapidez: Resolución inmediata de consultas frecuentes. Exactitud: Provisión de información técnica validada y sin errores de memoria.

Nota. La información fue adaptada de Faishal et al. (2023)

8.2. Integración organizacional y coordinación de sistemas

La integración organizacional y la coordinación de sistemas en la era digital no dependen únicamente de la tecnología, sino de la implementación de Sistemas de Trabajo de Alta Implicación (HIWS) que empoderen al trabajador mediante el modelo PIRK (poder, información, recompensas y conocimiento). La coordinación efectiva se logra cuando las plataformas impulsadas por IA se integran con una estructura organizativa que fomenta el trabajo en equipo y el flujo transparente de información, permitiendo que la digitalización actúe como un catalizador de la resiliencia organizacional (Nguyen et al., 2024).

8.2.1 Gobernanza y transparencia.

Según Eiskjær et al. (2023), la integración de sistemas de apoyo a la toma de decisiones basados en inteligencia artificial puede transformar la gobernanza y la transparencia en el entorno laboral al reducir el sesgo en las decisiones. Se destaca que el uso de estas herramientas tecnológicas permite procesar grandes volúmenes de datos provenientes de registros de calidad para generar predicciones en tiempo real sobre los resultados, fomentando una "toma de decisiones compartida" más informada para todos los interesados. Además, el estudio de Eiskjær et al. (2023), señala que la gobernanza institucional juega un papel clave porque si el liderazgo promueve o hace obligatorio el uso de estas tecnologías, se mejora significativamente la intención de adoptarlas y se garantiza una atención sanitaria más equitativa y transparente.

La consolidación de un entorno laboral transparente bajo la influencia de la inteligencia artificial depende de la creación de métricas estandarizadas que traduzcan los avances tecnológicos en efectos tangibles sobre las ocupaciones humanas. Mediante la vinculación de las capacidades de la IA con tareas específicas, se facilita una comprensión profunda de la exposición de la fuerza de trabajo, permitiendo que las decisiones políticas se sustenten en

datos objetivos y no en suposiciones. Este enfoque se integra en una estructura de gobernanza robusta, ejemplificada por iniciativas internacionales como el programa AI-WIPS de la OCDE, que prioriza el bienestar del trabajador y la aceptabilidad social de la tecnología, donde al fundamentar la adopción de la IA en una evidencia analítica rigurosa, se asegura que el progreso técnico sea un motor de mejora colectiva, al que se le da un seguimiento constante de la evolución de las competencias digitales y su impacto real en la estabilidad y calidad del empleo a nivel global (Georgieff y Hye, 2022).

8.2.2 Ergonomía y entorno de gestión.

De acuerdo con Kulkov et al. (2024), la mejora de la ergonomía no es un proceso pasivo, es una gestión activa del entorno mediante la convergencia de tecnologías sensoriales y analíticas. La IA se integra con el Internet de las Cosas (IoT) y sistemas de sensores vestibles (*wearables*) para monitorear en tiempo real la postura, los niveles de fatiga y la exposición a entornos peligrosos, permitiendo ajustes automáticos en las estaciones de trabajo. Al utilizar algoritmos de visión artificial y procesamiento de señales, el entorno de gestión puede predecir riesgos musculoesqueléticos antes de que ocurra una lesión, optimizando la "interfaz humano-máquina". Esta red tecnológica asume la carga de las tareas físicas más demandantes y los procesos cognitivos saturantes, asegurando que la rapidez y la exactitud de la producción no recaigan en el esfuerzo biológico del trabajador, sino en una infraestructura coordinada que prioriza la salud laboral como base de la rentabilidad.

No se trata tener mejores herramientas, sino de cómo estas se adaptan al espacio y a la forma de trabajar de las personas. La tecnología bien aplicada debe mejorar la comodidad y facilitar la gestión de las tareas diarias para evitar el agotamiento. En la tabla 20 se detallan los

puntos clave sobre cómo la inteligencia artificial ayuda a crear un entorno de trabajo más ergonómico y mejor organizado.

Tabla 20.

Tecnologías de IA para la optimización de la ergonomía y la eficiencia en la gestión operativa.

Tecnología / Aplicación de IA	Función en la Ergonomía y Gestión	Impacto en la Exactitud y Rapidez
Monitoreo Sensorial e IoT	Recopilación de datos ambientales y físicos en tiempo real para prevenir riesgos laborales.	Identificación precisa de condiciones insalubres antes de causar daño.
Sistemas de Seguridad Basados en IA	Gestión de entornos de trabajo peligrosos mediante la detección automática de riesgos.	Respuesta inmediata y alertas automáticas ante situaciones de peligro.
Automatización de Tareas Rutinarias	Sustitución de labores físicas monótonas o mentalmente agotadoras (evitando el "burnout").	Mantiene un estándar de calidad constante que el humano pierde por fatiga.
Análisis de Big Data para Salud	Procesamiento de grandes volúmenes de datos para personalizar el entorno laboral.	Capacidad de procesar y adaptar el entorno de gestión en milisegundos.
Algoritmos de Soporte Decisional	Reducción de la carga cognitiva del trabajador al filtrar información compleja.	Provee la solución correcta basada en datos, eliminando el error administrativo.

Nota. La información fue obtenida de Kulkov et al. (2024)

8.3. Dimensión humana: Competencias y factores actitudinales

8.3.1 Autoeficacia y factores psicológicos.

El estudio de Chen et al. (2024), evidencia que las demandas de habilidades impulsadas por la inteligencia artificial activan simultáneamente dos mecanismos psicológicos opuestos en los empleados. Por un lado, el desarrollo de nuevas competencias incrementa la autoeficacia al fortalecer la percepción de dominio y control sobre el trabajo, lo que se traduce en mayores niveles de motivación, bienestar y desempeño y por otro lado, estas mismas demandas

consumen recursos psicológicos, generando estrés, sobrecarga cognitiva y ansiedad tecnológica, especialmente en aquellos con menor preparación o confianza digital, lo que reduce su sentido de pertenencia y estabilidad laboral.

También, el estudio de Castiblanque y Pizzi (2024), demostró que el uso de la inteligencia artificial como “supervisor digital” disminuye la autonomía y la capacidad de decisión de los trabajadores, afectando su percepción de control sobre el trabajo, un componente que es esencial en la autoeficacia. Además, los autores identificaron un aumento de factores psicológicos adversos (como el estrés, la ansiedad, la sobrecarga laboral y el aislamiento social) derivados de la intensificación del trabajo, la vigilancia constante y la reducción del apoyo social.

8.3.2 Evolución de competencias laborales

La adopción de sistemas de inteligencia artificial en la práctica profesional está determinada principalmente por la facilidad de uso de la tecnología y por la percepción de que esta mejora el desempeño laboral. La investigación de Eiskjær et al. (2023) evidencia que los profesionales tienden a aceptar estas herramientas cuando son intuitivas, requieren un esfuerzo mínimo de aprendizaje y aportan beneficios claros en la toma de decisiones, lo que implica la necesidad de desarrollar habilidades orientadas al manejo eficiente de tecnologías digitales. A partir de ello, se observó una evolución del perfil profesional hacia una integración entre el conocimiento tradicional y el uso de sistemas tecnológicos, donde la toma de decisiones se apoya cada vez más en modelos predictivos y datos, lo que exige mayores niveles de alfabetización digital, capacidad de interpretación de resultados y confianza en la tecnología como soporte activo del trabajo.

La transformación de las competencias laborales derivada de la incorporación de sistemas de inteligencia artificial en la práctica profesional, evidenciando un cambio desde un enfoque tradicional, centrado en la experiencia y el juicio individual, hacia un modelo más integrado donde el conocimiento se complementa con el uso de datos y herramientas tecnológicas.

A medida que la inteligencia artificial se integra en la cotidianidad de las empresas, las capacidades que se exigen a los trabajadores también están cambiando porque ya no basta con saber realizar una tarea técnica; ahora es necesario desarrollar nuevas habilidades que permitan trabajar de la mano con la tecnología sin perder nuestro valor humano. En la tabla 21 se detalla cómo han evolucionado estas competencias, comparando lo que se pedía antes con las nuevas exigencias del entorno digital actual.

Tabla 21.

Evolución de las competencias laborales en entornos asistidos por inteligencia artificial

Dimensión	Antes (competencias tradicionales)	Después (con IA / evolución)
Base del conocimiento	Experiencia clínica y juicio profesional	Integración de experiencia + datos y modelos predictivos
Toma de decisiones	Basada en intuición y experiencia previa	Apoyada en sistemas de IA (CDSS) y análisis de datos
Habilidades tecnológicas	Limitadas o básicas	Uso eficiente de sistemas digitales y herramientas de IA
Facilidad de uso (usabilidad)	No relevante	Factor clave para adopción tecnológica
Desempeño laboral	Dependiente del conocimiento individual	Optimizado mediante apoyo tecnológico (performance expectancy)
Confianza profesional	En habilidades propias	En combinación con confianza en sistemas de IA
Tipo de competencias	Clínicas/tradicionales	Híbridas (clínicas + digitales + analíticas)
Adaptabilidad	Baja necesidad de cambio	Alta necesidad de adaptación a entornos digitales

Nota. La tabla se construyó con base en información de la investigación de Eiskjær et al. (2023)

8.3.3 Percepción de justicia y calidad.

La percepción de justicia y calidad en el uso de inteligencia artificial está fuertemente asociada a la calidad del servicio que estas tecnologías ofrecen y a cómo los usuarios experimentan su funcionamiento. En particular, se destaca que cuando los sistemas de IA son percibidos como útiles, fáciles de usar y capaces de mejorar el desempeño laboral, aumenta la percepción de calidad, lo que a su vez influye positivamente en la aceptación y uso de la tecnología. Así mismo, la calidad del servicio (evaluada a través de dimensiones como confiabilidad, eficiencia y capacidad de respuesta) se convierte en un factor determinante para que los usuarios consideren que el sistema es adecuado y justo en su funcionamiento (Alkuwaiti et al., 2023).

El estudio de Schick y Fischer (2021) señala que la percepción de justicia y calidad en los procesos de selección está muy vinculada a cómo los candidatos evalúan la forma en que son analizados por sistemas de inteligencia artificial. En particular, se evidenció que cuando los procesos son percibidos como poco transparentes, complejos o difíciles de comprender, disminuye la percepción de calidad de la evaluación y, en consecuencia, la percepción de justicia organizacional. Así mismo, la calidad percibida del proceso influye directamente en las actitudes, comportamientos e incluso en la imagen que los candidatos construyen de la organización.

8.4. Síntesis de factores determinantes

El impacto de la inteligencia artificial en el desempeño y la productividad laboral responde a una combinación de factores tecnológicos, humanos y organizacionales que influyen en la forma en que estas herramientas son adoptadas y utilizadas en el entorno de trabajo. Elementos como la automatización de tareas, la calidad de los datos, las competencias

digitales y la confianza en la tecnología determinan en gran medida si la IA logra optimizar procesos, mejorar la toma de decisiones y generar valor en distintos sectores. La tabla 22 presenta una síntesis de los principales factores determinantes de este impacto.

Tabla 22.

Factores determinantes del impacto laboral de la IA

Factor determinante	Descripción del impacto en desempeño y productividad
Automatización de tareas	Reduce tareas repetitivas, permitiendo mayor enfoque en actividades estratégicas.
Apoyo en la toma de decisiones	Mejora la precisión y rapidez mediante análisis de datos y modelos predictivos.
Eficiencia operativa	Optimiza procesos, reduce tiempos y minimiza errores humanos.
Capacidades tecnológicas del trabajador	El nivel de habilidades digitales influye directamente en el aprovechamiento de la IA.
Adaptación organizacional	La cultura y apertura al cambio determinan el impacto real de la IA.
Carga laboral y presión	Puede aumentar la intensidad del trabajo si no se gestiona adecuadamente.
Interacción humano-IA	Una buena integración mejora la productividad; una mala genera resistencia.
Calidad de los datos	Datos precisos y bien gestionados potencian los resultados de la IA.
Confianza en la tecnología	Influye en la adopción y uso efectivo de sistemas de IA.
Formación y capacitación	La capacitación continua mejora el desempeño en entornos digitalizados.

El impacto de la inteligencia artificial en el desempeño y la productividad laboral responde a una combinación de factores tecnológicos, humanos y organizacionales que influyen en la forma en que estas herramientas son adoptadas y utilizadas en el entorno de trabajo. Elementos como la automatización de tareas, la calidad de los datos, las competencias digitales y la confianza en la tecnología determinan en gran medida si la IA logra optimizar procesos, mejorar la toma de decisiones y generar valor en distintos sectores.

9. Discusión

La integración de la Inteligencia Artificial en el entorno laboral ha generado una controversia académica donde las similitudes sobre la eficiencia técnica contrastan con las divergencias sobre el impacto humano y social. Por un lado, existe un consenso sólido entre autores como Gao y Feng (2023), Borsato y Lorentz (2023) y Almusharraf (2025) al identificar a la IA como un motor indiscutible de la productividad total de los factores, logrando optimizar la eficiencia operativa mediante la eliminación de limitaciones biológicas como la fatiga. Esta postura es reforzada por Tingbani et al. (2025) y Faishal et al. (2023), quienes coinciden en que la precisión algorítmica establece un estándar de exactitud que supera las capacidades humanas tradicionales, permitiendo una operatividad continua que redefine la rentabilidad organizacional en sectores de capital intensivo.

En este punto, la literatura converge en que la IA es una herramienta de apoyo, pero, sobre todo, es un catalizador estructural que acelera los procesos de producción a una escala global. Sin embargo, al desplazar el enfoque hacia las consecuencias para el trabajador, la discusión se fragmenta en posturas encontradas que evidencian la naturaleza ambivalente de esta tecnología. Mientras que Cranefield et al. (2023) mantienen una visión optimista al sugerir que los asistentes digitales pueden elevar el bienestar laboral mediante una adecuada adaptación, Chen et al. (2024) contraponen esta idea al definir la IA como un "arma de doble filo" que satisface demandas técnicas, pero agota los recursos psicológicos y fomenta la ansiedad tecnológica.

Este contraste se profundiza en el análisis del mercado laboral realizado por Li et al. (2023) y Battisti et al. (2021), quienes debaten la tensión entre la sustitución del empleo y la complementariedad de tareas. A esta preocupación se suma la evidencia crítica de Almusharraf (2025), quien señala que, a diferencia de la visión productivista, la automatización ha

exacerbado la desigualdad de ingresos, marcando una clara discrepancia entre el crecimiento económico y la equidad social. Finalmente, la discusión académica converge nuevamente al reconocer que la tecnología por sí sola no garantiza el éxito si no existe una mediación humana y organizacional efectiva.

Autores como Kumar et al. (2025) y Eiskjær et al. (2023) coinciden con Ahn (2024) en que la preparación tecnológica y la autoeficacia son variables psicológicas determinantes; sin estas, incluso los sistemas más avanzados resultan ineficaces en entornos críticos como la salud. No obstante, surge un contraste ético planteado por Castiblanque y Pizzi (2024), quienes advierten que la confianza ciega en los algoritmos puede erosionar el juicio crítico y la autonomía del trabajador. Esta perspectiva es matizada por Goldfarb (2024) y Cheng et al. (2022), quienes concluyen que la verdadera transformación no reside en la herramienta, sino en el rediseño cultural y de procesos, comparando la adopción de la IA con la histórica transición a la electricidad, donde el beneficio real solo se alcanzó tras una reconfiguración profunda del capital humano y sus competencias.

11.Líneas futuras de investigación

- **Longitudinalidad del impacto en el bienestar psicosocial:** esta línea propone realizar estudios de seguimiento a largo plazo para evaluar cómo la interacción continua con la IA afecta la salud mental de los trabajadores. Se debe investigar si la ansiedad tecnológica y el riesgo de burnout disminuyen a medida que aumenta la familiaridad con la herramienta, o si, por el contrario, surge un agotamiento derivado de la vigilancia algorítmica y la intensificación del ritmo laboral.

- **Ética y Gobernanza en la toma de decisiones automatizada:** resulta crucial profundizar en la creación de marcos éticos que regulen la delegación de decisiones a los algoritmos. Las investigaciones futuras deberían centrarse en cómo garantizar la transparencia y la rendición de cuentas en sistemas como el deep learning, evitando sesgos discriminatorios en procesos de selección de personal y evaluación del desempeño para preservar la justicia organizacional.
- **Modelos de *Reskilling* y adaptación curricular dinámica:** dado que la IA reconfigura los perfiles profesionales, es necesario investigar cuáles son las metodologías de capacitación más efectivas para el fortalecimiento de competencias. Esta línea debe explorar cómo las instituciones educativas y las empresas pueden diseñar programas de aprendizaje continuo que equilibren las habilidades técnicas de IA con habilidades blandas como el pensamiento crítico y la empatía.
- **Sinergia Humano-Máquina en sectores de alta complejidad:** se sugiere investigar modelos de colaboración específicos en áreas donde el juicio humano es insustituible, como en la salud y la creatividad. El enfoque debe estar en cómo la IA puede actuar como un asistente de soporte que potencie la precisión diagnóstica o creativa sin desplazar la autonomía profesional ni la calidez del trato humano, analizando la preparación tecnológica como factor mediador.
- **Impacto de la IA en la equidad laboral y brechas socioeconómicas:** esta línea busca analizar cómo la automatización afecta la distribución de ingresos y el empleo en diferentes estratos de calificación. Es necesario estudiar políticas públicas y estrategias empresariales que mitiguen el aumento del índice de Gini y la polarización laboral, asegurando que los beneficios de la productividad se distribuyan de manera inclusiva entre trabajadores de baja y alta cualificación.

12. Conclusiones

Este trabajo permitió evidenciar que la inteligencia artificial constituye un factor relevante en la transformación de los entornos laborales, particularmente en lo relacionado con el desempeño y la productividad. A partir del análisis de la literatura, se concluye que la IA contribuye a la optimización de procesos mediante la automatización de tareas operativas y el fortalecimiento de la toma de decisiones basada en datos, generando mejoras en la eficiencia y en el uso del tiempo en múltiples sectores productivos.

No obstante, el impacto de la IA no es uniforme ni automático. Los resultados muestran que su efecto sobre el desempeño laboral depende en gran medida de factores mediadores, entre los que se destacan el nivel de integración tecnológica en las organizaciones, la disponibilidad de competencias digitales en los trabajadores y la cultura organizacional frente a la adopción de nuevas tecnologías. En este sentido, la IA actúa como un habilitador del desempeño más que como un determinante directo de la productividad.

Así mismo, se identificaron diferencias significativas entre sectores, evidenciando que mientras en la industria y los servicios la IA se orienta principalmente a la automatización y optimización de procesos, en sectores como la salud y la educación su impacto se relaciona más con el apoyo a la toma de decisiones y la mejora en la calidad del servicio. Estas divergencias resaltan la necesidad de enfoques de implementación diferenciados según el contexto.

Por otra parte, se concluye que la interacción entre humanos y sistemas de IA introduce nuevas dinámicas en el entorno laboral, en las que aspectos como la confianza en la tecnología, la percepción de utilidad y la adaptación al cambio juegan un papel fundamental. Esto implica que la adopción efectiva de la IA requiere no solo inversión tecnológica, sino también estrategias de formación y gestión del talento humano.

Finalmente, a partir de los hallazgos obtenidos, se propone que el impacto de la IA en la productividad laboral debe entenderse como el resultado de la interacción entre factores tecnológicos, organizacionales y humanos, lo que permite establecer una visión integral del fenómeno y aporta elementos clave para el diseño de estrategias de implementación más efectivas en las organizaciones.

13. Recomendaciones

A partir de los resultados obtenidos, se recomienda a las organizaciones adoptar un enfoque estratégico e integral para la implementación de tecnologías de inteligencia artificial, considerando no solo la inversión en herramientas tecnológicas, sino también el desarrollo de capacidades humanas y organizacionales que faciliten su aprovechamiento efectivo.

En este sentido, se necesita fortalecer las competencias digitales de los trabajadores a través de programas de formación continua que les permitan interactuar de manera eficiente con sistemas basados en IA, reduciendo la resistencia al cambio y potenciando su desempeño en entornos laborales automatizados.

Así mismo, se sugiere promover una cultura organizacional orientada a la innovación y la adaptación tecnológica, en la que se fomente la confianza en el uso de la IA y se gestionen adecuadamente los factores psicosociales asociados a su implementación, tales como la percepción de reemplazo laboral o la incertidumbre frente a nuevas formas de trabajo.

De igual manera, se recomienda diseñar estrategias diferenciadas de adopción de IA según el sector productivo, reconociendo que sus aplicaciones y efectos varían dependiendo

del contexto. Esto implica ajustar los modelos de implementación a las necesidades específicas de cada organización, priorizando aquellos procesos donde la IA pueda generar mayor valor.

Finalmente, se sugiere para futuros trabajos profundizar en estudios empíricos que permitan medir de manera cuantitativa el impacto de la IA en la productividad laboral, así como desarrollar modelos conceptuales y metodológicos que integren las dimensiones tecnológicas, humanas y organizacionales identificadas en este estudio.

Referencias bibliográficas

- Abuzaid, M. M., Elshami, W., McConnell, J., & Tekin, H. O. (2021). An extensive survey of radiographers from the Middle East and India on artificial intelligence integration in radiology practice. *Health and technology*, *11(5)*, 1045-1050. <https://doi.org/10.1007/s12553-021-00583-1>
- Ahn, H. Y. (2024). AI-powered e-learning for lifelong learners: Impact on performance and knowledge application. *Sustainability*, *16(20)*. <https://doi.org/10.3390/su16209066>
- Ahsan, U., Yusuf, L., Aslam, M., Aslam, A., Nasim, A., & Khan, M. H. (2024). Medical education: Workplace Incivility–Resident's Perspective. *Journal of Islamic International Medical College (JIIMC)*, *19(4)*, 288-293. <https://journals.riphah.edu.pk/index.php/jiimc/article/view/2079>
- Aifen, X. I., & Shuju, F. U. (2024). Human Rights Dilemma and International Rule of Law in the Age of Digital Intelligence. *Pakistan Journal of Criminology*, *16(2)*. <https://openurl.ebsco.com/openurl?sid=ebsco:plink:scholar&id=ebsco:gcd:177404477&crl=c>
- Al Naqbi, H., Bahroun, Z., & Ahmed, V. (2024). . Enhancing work productivity through generative artificial intelligence: A comprehensive literature review. *Sustainability*, *16(3)*, 1166. <https://doi.org/10.3390/su16031166>
- Almusharraf, A. I. (2025). Automation and its influence on sustainable development: Economic, social, and environmental dimensions. . *Sustainability*, *17(4)*, 1754. <https://doi.org/10.3390/su17041754>

- Aly, H. (2022). Digital transformation, development and productivity in developing countries: is artificial intelligence a curse or a blessing? *Review of Economics and Political Science*, 7(4), 238-256. <https://doi.org/10.1108/REPS-11-2019-0145>
- Alzarooni, A. I., Alhashmi, S. M., Lataifeh, M., & Rice, J. (2024). Navigating digital transformation in the UAE: Benefits, challenges, and future directions in the public sector. *Computers*, 13(11), 281. <https://doi.org/10.3390/computers13110281>
- Anakpo, G., Nqwayibana, Z., & Mishi, S. (2023). The impact of work-from-home on employee performance and productivity: a systematic review. *Sustainability*, 15(5), 4529. <https://doi.org/10.3390/su15054529>
- Arslan, A., Cooper, C., Khan, Z., Golgeci, I., & Ali, I. (2022). Artificial intelligence and human workers interaction at team level: a conceptual assessment of the challenges and potential HRM strategies. *International Journal of Manpower*, 43(1), 75-88. <https://doi.org/10.3390/su15054529>
- Attaran, M., & Celik, B. G. (2023). Digital Twin: Benefits, use cases, challenges, and opportunities. *Decision Analytics Journal*, 6. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100165>
- Automation Anywhere. (s.f). *Automation Anywhere*. Obtenido de The best brands around the world succeed with Automation Anywhere: <https://www.automationanywhere.com/resources/customer-stories>
- AWS. (s.f). AWS. Obtenido de AWS Internet of Things: <https://aws.amazon.com/es/iot/>
- AWS. (s.f). AWS. Obtenido de ¿Qué es la computación en la nube?: <https://aws.amazon.com/es/what-is-cloud-computing/>

- Azure. (s.f.). *Azure*. Obtenido de ¿Qué es la informática en la nube?: <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-cloud-computing/>
- Bação, P., Gaudêncio Lopes, V., & Simões, M. (2023). AI, demand and the impact of productivity-enhancing technology on jobs: Evidence from Portugal. *Eastern European Economics*, 61(4), 353-377. <https://doi.org/10.1080/00128775.2022.2064307>
- Banh, L., & Strobel, G. (2023). Generative artificial intelligence. *Electronic Markets*, 33(1), 63. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00680-1>
- Battisti, M., Del Gatto, M., Gravina, A. F., & Parmeter, C. F. (2021). *Robots versus labor skills: a complementarity/substitutability analysis*. Arkadia. <https://crenos.unica.it/crenos/sites/default/files/wp-21-04.pdf>
- Billing, D. C., Fordy, G. R., Friedl, K. E., & Hasselstrøm, H. (2021). The implications of emerging technology on military human performance research priorities. *Journal of Science and Medicine in Sport*, 24(10), 947-953. <https://doi.org/10.1016/j.jsams.2020.10.007>
- Blue Prism. (s.f.). *Blue prism*. Obtenido de <https://www.blueprism.com/es/customers/>
- Borsato, A., & Lorentz, A. (2023). The Kaldor–Verdoorn law at the age of robots and AI. *Research Policy*, 52(10). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2023.104873>
- Bukartaite, R., & Hooper, D. (2023). Automation, artificial intelligence and future skills needs: an Irish perspective. *European Journal of Training and Development*, 47(10), 163-185. <https://doi.org/10.1108/EJTD-03-2023-0045>

- Cai, H. (2022). Promoting Regional Economic Transformation Forecast Based on Intelligent Computing Technology. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022(1). <https://doi.org/10.1155/2022/1835376>
- Campero-Jurado, I., Márquez-Sánchez, S., Quintanar-Gómez, J., Rodríguez, S., & Corchado, J. M. (2020). Smart helmet 5.0 for industrial internet of things using artificial intelligence. *Sensors*, 20(21), 6241. <https://doi.org/10.3390/s20216241>
- Castiblanque, R. P., & Pizzi, A. (2024). Relationship between certain uses of artificial intelligence and psychosocial risk factors in European work environments. *Archivos de prevencion de riesgos laborales*, 27(3), 233-249. <https://doi.org/10.12961/aprl.2024.27.03.02>
- Chen, K., Chen, X., Wang, Z. A., & Zvarych, R. (2024). Does artificial intelligence promote common prosperity within enterprises?—Evidence from Chinese-listed companies in the service industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 200. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123180>
- Chen, N., Zhao, X., & Wang, L. (2024). The effect of job skill demands under artificial intelligence embeddedness on employees' job performance: A moderated double-edged sword model. *Behavioral Sciences*, 14(10), 974. <https://doi.org/10.3390/bs14100974>
- Cheng, M., Li, X., & Xu, J. (2022). Promoting healthcare workers' adoption intention of artificial-intelligence-assisted diagnosis and treatment: the chain mediation of social influence and human-computer trust. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19 (20). <https://doi.org/10.3390/ijerph192013311>
- Chenic, A. Ș., Burlacu, A., Dobreă, R. C., Tescan, L., Crețu, A. I., Stanef-Puica, M. R., . . . Moroianu, N. (2023). The impact of digitalization on macroeconomic indicators in the

new industrial age. *Electronics*, 12(7), 1612.
<https://doi.org/10.3390/electronics12071612>

Costa, D. A., Mamede, H. S., & Silva, M. M. (2022). Robotic Process Automation (RPA) adoption: a systematic literature review. *Engineering Management in Production and Services*, 14(2), 1-12. <https://reference-global.com/download/article/10.2478/emj-2022-0012.pdf>

Cranefield, J., Winikoff, M., Chiu, Y. T., Li, Y., Doyle, C., & Richter, A. (2023). Partnering with AI: The case of digital productivity assistants. *Journal of the Royal Society of New Zealand*, 53(1), 95-118.
<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/03036758.2022.2114507>

Damioli, G., Van Roy, V., & Vertesy, D. (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>

De Bruyne, J., Joundi, J., Morton, J., Zheleva, A., Van Kets, N., Van Wallendael, G., . . . Bombeke, K. (2023). I spy with my ai: The effects of ai-based visual cueing on human operators' performance and cognitive load in cctv control rooms. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 95. <https://doi.org/10.1016/j.ergon.2023.103444>

Delipetrev, B., Tsinaraki, C., & Kostic, U. (20 de noviembre de 2020). *Historical Evolution of Artificial Intelligence*. Obtenido de Publications Office of the European Union: <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC120469>

Dent, K., Dumond, R., & Kuniavsky, M. (2019). A framework for systematically applying humanistic ethics when using AI as a design material. *Temes de Disseny*, 35, 178-197. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3455518

- Dzedzickis, A., Subačiūtė-Žemaitienė, J., Šutinys, E., Samukaitė-Bubnienė, U., & Bučinskas, V. (2021). Advanced applications of industrial robotics: New trends and possibilities. *Applied Sciences*, *12*(1), 135. <https://doi.org/10.3390/app12010135>
- Eiskjær, S., Pedersen, C. F., Skov, S. T., & Andersen, M. Ø. (2023). Usability and performance expectancy govern spine surgeons' use of a clinical decision support system for shared decision-making on the choice of treatment of common lumbar degenerative disorders. *Frontiers in Digital Health*, *5*. <https://www.frontiersin.org/journals/digital-health/articles/10.3389/fdgth.2023.1225540/full>
- El Bouchikhi, M., Weerts, S., & Clavien, C. (2024). The internet of things deployed for occupational health and safety purposes: A qualitative study of opportunities and ethical issues. *PloS one*, *19*(12). <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0315671>
- Enholm, I. M., Papagiannidis, E., Mikalef, P., & Krogstie, J. (2022). Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information systems frontiers*, *24*(5), 1709-1734. <https://doi.org/10.1007/s10796-021-10186-w>
- Faishal, M., Mathew, S., Neikha, K., Pusa, K., & Zhimomi, T. (2023). The future of work: AI, automation, and the changing dynamics of developed economies. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, *18*(3), 620-629. <https://doi.org/10.30574/wjarr.2023.18.3.1086>
- Fan, X., Zhao, S., Zhang, X., & Meng, L. (2023). The impact of improving employee psychological empowerment and job performance based on deep learning and artificial intelligence. *Journal of Organizational and End User Computing (JOEUC)*, *35*(3), 1- <https://doi.org/14.10.4018/JOEUC.321639>

- Fukumura, Y. E., Gray, J. M., Lucas, G. M., Becerik-Gerber, B., & Roll, S. C. (2021). Worker perspectives on incorporating artificial intelligence into office workspaces: Implications for the future of office work. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(4), 1690. <https://doi.org/10.3390/ijerph18041690>
- Galanti, T., Guidetti, G., Mazzei, E., Zappalà, S., & Toscano, F. (2021). Work from home during the COVID-19 outbreak: The impact on employees' remote work productivity, engagement, and stress. *Journal of occupational and environmental medicine*, 63(7), e426-e432. <https://doi.org/10.1097/JOM.0000000000002236>
- Gao, X., & Feng, H. (2023). AI-driven productivity gains: Artificial intelligence and firm productivity. *Sustainability*, 15(11), 8934. <https://doi.org/10.3390/su15118934>
- Georgieff, A., & Hye, R. (2022). Artificial intelligence and employment: New cross-country evidence. *Frontiers in artificial intelligence*, 5, 832736. <https://doi.org/10.3389/frai.2022.832736>
- Geshkov, M. V. (2024). Increase Employee Productivity Using Big Data. *Proceedings of the Technical University of Sofia*. https://e-university.tu-sofia.bg/e-conf/files/169/paper_10.47978@TUS.2024.74.04.005.pdf
- Governova. (s.f). *Tipos de tecnología de gemelos digitales*. Obtenido de Governova: <https://www.governova.com/software/innovation/digital-twin-technology>
- Goldfarb, A. (2024). Pause artificial intelligence research? Understanding AI policy challenges. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, 57(2), 363-377. <https://doi.org/10.1111/caje.12705>Digital Object Identifier (DOI)

- Gómez-Bengoechea, G., & Jung, J. (2024). Beyond the Hype: AI and Productivity in Spanish Firms. *Journal of Information Policy*, 14, 524-567.
<https://doi.org/10.5325/jinfopoli.14.2024.0015>
- Google Cloud. (s.f). *Google Cloud*. Obtenido de La nueva forma de la nube empieza aquí:
<https://cloud.google.com/>
- Grgić-Hlača, N., Ali, J., Gummadi, K. P., & Wortman Vaughan, J. (2024). (De) Noise: Moderating the Inconsistency Between Human Decision-Makers. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 8(CSCW2), 1-38.
<https://doi.org/10.1145/3686987>
- Grimani, A., Aboagye, E., & Kwak, L. (2019). The effectiveness of workplace nutrition and physical activity interventions in improving productivity, work performance and workability: a systematic review. *BMC public health*, 19(1), 1676.
<https://doi.org/10.1186/s12889-019-8033-1>
- Gunawan, D., Putri, F. P., & Meidia, H. (2020). Bershca: bringing chatbot into hotel industry in Indonesia. *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, 18(2), 839-845. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v18i2.14841>
- Hasibuan, J. S., Sari Nasution, A. S., & Sari, M. (2024). Organizational Citizenship Behavior as A Moderator in Employee Performance: A Study on Emotional Intelligence and Job Satisfaction. *nternational Journal of Sustainable Development & Planning*, 19(1).
<https://doi.org/10.18280/ijSDP.190135>
- Hazarika, I. (2020). Artificial intelligence: opportunities and implications for the health workforce. *International health*, 12(4), 241-245.
<https://doi.org/10.1093/inthealth/ihaa007>

- Hoffman, R. R., Mueller, S. T., Klein, G., & Litman, J. (2023). Measures for explainable AI: Explanation goodness, user satisfaction, mental models, curiosity, trust, and human - AI performance. *Frontiers in Computer Science*, 5. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2023.1096257>
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2018). Artificial intelligence in service. *Journal of service research*, 21(2), 155-172. <https://doi.org/10.1177/109467051775245>
- Jianchun, Y. (2024). Enhancing employee job satisfaction through organizational climate and employee happiness at work: a mediated-moderated model. *BMC psychology*, 12(1), 744. <https://doi.org/10.1186/s40359-024-02269-5>
- John Deere. (s.f). *John Deere*. Obtenido de Precision AG Technology: <https://www.deere.com/en/technology-products/precision-ag-technology/>
- Johnson, J. (2022). The AI commander problem: Ethical, political, and psychological dilemmas of human-machine interactions in AI-enabled warfare. *Journal of Military Ethics*, 21(3-4), 246-271. <https://doi.org/10.1080/15027570.2023.2175887>
- Johnson, M., Jain, R., Brennan-Tonetta, P., Swartz, E., Silver, D., Paolini, J., . . . Hill, C. (2021). Impact of big data and artificial intelligence on industry: developing a workforce roadmap for a data driven economy. *Global Journal of Flexible Systems Management*, 22(3), 197-217. <https://doi.org/10.1007/s40171-021-00272-y>
- Khan, A. N., Mehmood, K., & Soomro, M. A. (2024). Knowledge management-based artificial intelligence (AI) adoption in construction SMEs: the moderating role of knowledge integration. *IEEE transactions on engineering management*, 71, 10874-10884. <https://doi.org/10.1109/TEM.2024.3403981>

- Kocjancic, L., & Gricar, S. (2023). Usage of AI in sustainable knowledge management and innovation processes; Data analytics in the electricity sector. *FinTech*, 2(4), 718-736. <https://doi.org/10.3390/fintech2040040>
- Kraus, M., Feuerriegel, S., & Oztekin, A. (2020). Deep learning in business analytics and operations research: Models, applications and managerial implications. *European Journal of Operational Research*, 281(3), 628-641. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.09.018>
- Kulkov, I., Kulkova, J., Rohrbeck, R., Menvielle, L., Kaartemo, V., & Makkonen, H. (2024). Artificial intelligence-driven sustainable development: Examining organizational, technical, and processing approaches to achieving global goals. *Sustainable Development*, 32(3), 2253-2267. <https://doi.org/10.1002/sd.2773>
- Kumar, A. (2024). Ai-driven innovations in modern cloud computing. *arXiv preprint arXiv:2410.15960*. <https://doi.org/10.5923/j.computer.20241406.02>
- Kumar, R., Singh, A., Kassar, A. S., Humaida, M. I., Joshi, S., & Sharma, M. (2025). Unlocking the power of AI: healthcare workforce perception and its impact on their work performance in Saudi Arabia. *Pakistan Journal of Medical Sciences*, 41(3), 682. <https://doi.org/10.12669/pjms.41.3.11014>
- La Torre, D., Colapinto, C., Durosini, I., & Triberti, S. (2021). Team formation for human-artificial intelligence collaboration in the workplace: A goal programming model to foster organizational change. *IEEE Transactions on Engineering management*, 70(5), <https://doi.org/1966-1976>. 10.1109/TEM.2021.3077195
- Li, B. (2021). Dynamic evaluation and system coordination degree of the integration of artificial intelligence and real economy. *Complexity*, 2021(1). <https://doi.org/10.1155/2021/5539793>

- Li, J., An, Z., & Wang, Y. (2023). On the substitution and complementarity between robots and labor: Evidence from advanced and emerging economies. *Sustainability*, *15*(12). <https://doi.org/10.3390/su15129790>
- Li, J., Miao, Q., Zou, Z., Gao, H., Zhang, L., Li, Z., & Wang, N. (2024). A review of computer vision-based monitoring approaches for construction workers' work-related behaviors. *IEEE Access*, *12*, 7134-7155. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3350773>
- Lin, C., Xiao, S., & Tang, P. (2024). Does Artificial Intelligence Improve Export Technical Complexity Upgrade of Manufacturing Enterprises? Evidence from China. *Sage Open*, *14*(3). <https://doi.org/10.1177/21582440241267>
- Lin, S., Döngül, E. S., Uygun, S. V., Öztürk, M. B., Huy, D. T., & Tuan, P. V. (2022). Exploring the relationship between abusive management, self-efficacy and organizational performance in the context of human-machine interaction technology and artificial intelligence with the effect of ergonomics. *Sustainability*, *14*(4). <https://doi.org/10.3390/su14041949>
- Lin, X., Wang, X., Shao, B., & Taylor, J. (2024). How chatbots augment human intelligence in customer services: A mixed-methods study. *Journal of management information systems*, *41*(4), 1016-1041. <https://doi.org/10.1080/07421222.2024.2415773>
- Maldonado-Canca, L. C.-S.-M.-G. (2024). AI in Companies' Production Processes: What Do Their CEOs Think? *Journal of Global Information Management (JGIM)*, *32*(1), 1-29. <https://doi.org/10.4018/JGIM.366653>
- Malik, A. (2024). A study on the relationship of artificial intelligence applications in HR processes for assessing employee engagement, performance, and job security. *International Review of Management and Marketing*, *14*(5), 216. <https://doi.org/10.32479/irmm.16838>

- McGowan, J., Straus, S., Moher, D., Langlois, E. V., O'Brien, K. K., Horsley, T., . . . Tricco, A. C. (2020). Reporting scoping reviews—PRISMA ScR extension. *Journal of clinical epidemiology*, *123*, 177-179. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2020.03.016>
- Meng, F., & Wen, X. (2024). Quality of education, ageing and labor productivity. *PloS one*, *19*(12). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0314367>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & Prisma, G. (2014). Ítems de referencia para publicar revisiones sistemáticas y metaanálisis: la Declaración PRISMA. *Revista Española de Nutrición Humana y Dietética*, *18*(3), 172-181.
- Morandini, S., Fraboni, F., De Angelis, M., Puzzo, G., Giusino, D., & Pietrantoni, L. (2023). The impact of artificial intelligence on workers' skills: Upskilling and reskilling in organisations. *Informing Science*, *26*, 39-68. <https://dx.doi.org/10.28945/5078>
- Mueller, F. C., Raaschou, H., Akhtar, N., Brejneboel, M., Collatz, L., & Andersen, M. B. (2022). Impact of concurrent use of artificial intelligence tools on radiologists reading time: a prospective feasibility study. *Academic radiology*, *29*(7), 1085-1090. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2021.10.008>
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, skills use and training. *OECD Social, Employment and Migration Working*. https://www.oecd.org/en/publications/automation-skills-use-and-training_2e2f4eea-en.html
- Nguyen, M., Malik, A., Sharma, P., Kingshott, R., & Gugnani, R. (2024). High involvement work system and organizational and employee resilience: Impact of digitalisation in crisis situations. *Technological Forecasting and Social Change*, *205*. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123510>

- Nguyen, N. N., Nham, P. T., & Takahashi, Y. (2019). Relationship between ability-based emotional intelligence, cognitive intelligence, and job performance. *Sustainability*, *11*(8), 2299. <https://doi.org/10.3390/su11082299>
- Nordmann, K., Sauter, S., Stein, M., Aigner, J., Redlich, M. C., Schaller, M., & Fischer, F. (2025). Evaluating the performance of artificial intelligence in summarizing pre-coded text to support evidence synthesis: a comparison between chatbots and humans. *BMC Medical Research Methodology*, *25*(1), 150. <https://doi.org/10.1186/s12874-025-02532-2>
- PLM. (s.f). *PLM*. Obtenido de Condition monitoring for monitoring for manufacturing plants and machines: https://www.plm.automation.siemens.com/media/global/en/Siemens-MindSphere-Condition-Monitoring-sb-69741_tcm27-33254.pdf?
- Prentice, C., Wong, I. A., & Lin, Z. C. (2023). Artificial intelligence as a boundary-crossing object for employee engagement and performance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *73*. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103376>
- Ramachandran, K. K., Mary, A. A., Hawladar, S., Asokk, D., Bhaskar, B., & Pitroda, J. R. (2022). Machine learning and role of artificial intelligence in optimizing work performance and employee behavior. *Materials Today: Proceedings*, *51*, 2327-2331. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.11.544>
- Ramírez, L. D., & López, G. V. (2020). Computer science development and technologies associated with industry 4.0 applied to industrial maintenance in Colombia. *In Journal of Physics: Conference Series*, *1513* (1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1513/1/012002>
- Rodríguez-Quintero, D. I. (2025). *Revisión Sistemática Y Análisis De Contenido Web De La Agricultura 4.0 Para El Mejoramiento Del Sector Cafetero Con Énfasis En Los*

Pequeños Productores. Bucaramanga: Repositorio de la Universidad Industrial de Santander.

Romeo, E., & Lacko, J. (2025). Adoption and integration of AI in organizations: a systematic review of challenges and drivers towards future directions of research. *Kybernetes*. <https://doi.org/10.1108/K-07-2024-2002>

Salazar, L. A., Gil, S., Carvajal, G. D., Sánchez-Zuluaga, G. J., & Zapata-Madrigal, G. D. (2024). AI in assessing Industry 4.0 adoption in Colombia: a case study approach. *IFAC-PapersOnLine*, 58(8), 162-167. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2024.08.067>

SAP. (13 de august de 2025). *Digital twins at work: 9 examples*. Obtenido de SAP: <https://www.sap.com/blogs/digital-twins-at-work?>

Schick, J., & Fischer, S. (2021). Dear computer on my desk, which candidate fits best? An assessment of candidates' perception of assessment quality when using AI in personnel selection. *Frontiers in psychology*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2021.739711>

Schmitt, M. (2023). Deep learning in business analytics: A clash of expectations and reality. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(1). <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100146>

Shah, I. A., & Mishra, S. (2024). Artificial intelligence in advancing occupational health and safety: an encapsulation of developments. *Journal of Occupational Health*, 66(1). <https://doi.org/10.1093/jocuh/uiad017>

Shen, Y., & Zhang, X. (2024). The impact of artificial intelligence on employment: the role of virtual agglomeration. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1). <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02647-9>

- Siderska, J. (2020). Robotic Process Automation—a driver of digital transformation? *Engineering Management in Production and Services*, 12(2), 21-31. <https://reference-global.com/download/article/10.2478/emj-2020-0009.pdf>
- Silva-Atencio, G. (2022). Quality assessment of work-life using Artificial Intelligence and Big Data. *Repositorio ULACIT*.
- Singh, S., Solkhe, A., & Gautam, P. (2022). What do we know about employee productivity?: Insights from bibliometric analysis. *Journal of Scientometric Research*, 11(2), 183-198. <https://doi.org/10.5530/jscires.11.2.20>
- Smith, H. K. (2023). AI-Powered Burnout Management: Designing Unified Systems to Monitor and Optimize Work Patterns in IT Teams. https://www.researchgate.net/profile/Hussein-Smith/publication/388385283_AI-Powered_Burnout_Management_Designing_Unified_Systems_to_Monitor_and_Optimize_Work
- Sørensen, L., Johannesen, D. T., Melkas, H., & Johnsen, H. M. (2025). User acceptance of a home robotic assistant for individuals with physical disabilities: Explorative qualitative study. *JMIR Rehabilitation and Assistive Technologies*, 12(1). <https://doi.org/10.2196/63641>
- Tingbani, I., Salia, S., Hartwell, C. A., & Yahaya, A. (2025). Looking in the rear-view mirror: Evidence from artificial intelligence investment, labour market conditions and firm growth. *International Journal of Finance & Economics*, 30(1), 961-982. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2945>
- Tursunbayeva, A., & Gal, H. C. (2024). Adoption of artificial intelligence: A TOP framework-based checklist for digital leaders. *Business Horizons*, 67(4), 357-368. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.006>

- UiPath. (s.f.). *UiPath*. Obtenido de <https://www.uipath.com/resources/customer-success-stories>
- Unity. (2025). *Aplicaciones y casos de uso de los gemelos digitales*. Obtenido de Unity: <https://unity.com/es/topics/digital-twin-applications-and-use-cases?>
- Valtonen, A., Kimpimäki, J. P., & Savela, N. (2026). Employee wellbeing: A computational review on the consequences of workplace automation. *Technovation*, 152. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2025.103424>
- Van der Aalst, W. M., Bichler, M., & Heinzl, A. (2018). Robotic process automation. *Business & information systems engineering*, 60(4), 269-272. <https://doi.org/10.1007/s12525-019-00365-8>
- Van Dinter, R., Tekinerdogan, B., & Catal, C. (2022). Predictive maintenance using digital twins: A systematic literature review. *Information and software technology*, 151. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2022.107008>
- Vargas-Moreno, J., & Tejedor-Delgado, J. F. (2025). *Diseño de una estrategia pedagógica dirigida a la asignatura de seguridad y salud en el trabajo sobre el uso adecuado de elementos de protección personal en la industria manufacturera*. Bucaramanga: Repositorio Universidad Industrial de Santander.
- Velic, A. (2025). Factor Substitution Possibilities, Labor Share Dynamics, and Inequality in an Age of Intangibles. *Review of Income and Wealth*, 71(1). <https://doi.org/10.1111/roiw.12727>
- Vorobeva, D., El Fassi, Y., Costa Pinto, D., Hildebrand, D., Herter, M. M., & Mattila, A. S. (2022). Thinking skills don't protect service workers from replacement by artificial

intelligence. *Journal of Service Research*, 25(4), 601-613.
<https://doi.org/10.1177/10946705221104312>

Xiang, Y., Wang, X., Che, J., & Chen, Y. (2025). Relationships Between AI Tools, Social Media, and Performance via Ensemble Bayesian Network: A Survey Among Chinese Lawyers. *Systems*, 13(3), 184. <https://doi.org/10.3390/systems13030184>

Yinghui, W., Haonan, X., Jing, W., Lu, W., Wen, L., Zhuoran, J., . . . Jing, C. (2025). Artificial intelligence in four-dimensional imaging for motion management in radiation therapy. *Artificial Intelligence Review*, 58(4), 103. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11109-w>

Zheng, Q., Jin, Y., & Xu, X. (2024). Artificial intelligence and job performance of healthcare providers in China. *Frontiers in Public Health*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1398330>