

La IA y el Machine Learning aplicada a la ingeniería industrial a favor de la mejora en la gestión de operaciones

AI and Machine Learning applied to industrial engineering to improve operations management

Rodolfo Fernando Álvarez Calvo¹ 

Fecha de recepción: 22-08-2025 | Fecha de aprobación: 25-09-2025

Resumen

La gestión de operaciones en entornos empresariales enfrenta un proceso de transformación impulsado por tecnologías emergentes como la inteligencia artificial (IA) y el aprendizaje automático (Machine Learning, ML). Estos avances permiten optimizar recursos, automatizar procesos y apoyar la toma de decisiones en tiempo real, aspectos esenciales para incrementar la competitividad en la ingeniería industrial. La evolución de los sistemas de planificación, desde los MRP hasta los actuales ERP y CRM inteligentes, evidencia la transición hacia entornos ciberfísicos más adaptativos y predictivos, donde la integración de big data, IoT y computación en la nube redefinen la trazabilidad y la eficiencia operativa. Esta transición de la Industria 4.0 a la 5.0 refleja un cambio hacia un modelo más humano y sostenible, que combina la colaboración entre máquinas inteligentes y trabajadores con un enfoque en la personalización y la responsabilidad social. A nivel mundial, estudios de firmas como McKinsey, Deloitte y Gartner proyectan un impacto económico de billones de dólares para 2025, destacando aplicaciones en manufactura, farmacéutica, energía y servicios. Sin embargo, persisten retos significativos en la adopción del ML, como la escalabilidad, el versionado de modelos y la alineación con objetivos estratégicos. En consecuencia, la integración estratégica de IA y ML constituye un pilar clave para la innovación, productividad y sostenibilidad de las operaciones industriales.

Palabras clave

IA, Machine Learning, IoT, gestión de operaciones, ERP, MRP

¹ Doctor en Docencia, Magíster en Proyectos, Licenciado en Ingeniería de Calidad, ULACIT, Auditor para Organizaciones Educativas ISO 21001:2018 e ISO 19011:2018, Green Belt Six Sigma, Especialista en Mediación de Entornos Virtuales, actualmente docente universitario de ingeniería industrial, administración de empresas y docente Área Técnica para el MEP en la Especialidad de Procesos Industriales. Correo electrónico: ralvarez@cfia.or.cr

Abstract

Operations management in business environments is facing a transformation driven by emerging technologies such as artificial intelligence (AI) and machine learning (ML). These advances enable resource optimization, process automation, and support for real-time decision-making—all essential aspects for increasing competitiveness in industrial engineering. The evolution of planning systems, from MRP to today's intelligent ERP and CRM systems, demonstrates the transition toward more adaptive and predictive cyber-physical environments, where the integration of big data, IoT, and cloud computing redefines traceability and operational efficiency. This transition from Industry 4.0 to 5.0 reflects a shift toward a more human and sustainable model, combining collaboration between intelligent machines and workers with a focus on personalization and social responsibility. Globally, studies by firms such as McKinsey, Deloitte, and Gartner project an economic impact of trillions of dollars by 2025, highlighting applications in manufacturing, pharmaceuticals, energy, and services. However, significant challenges remain in the adoption of ML, such as scalability, model versioning, and alignment with strategic objectives. Consequently, the strategic integration of AI and ML constitutes a key pillar for the innovation, productivity, and sustainability of industrial operations.

Keywords

AI, Machine Learning, IoT, Operations Management, ERP, MRP

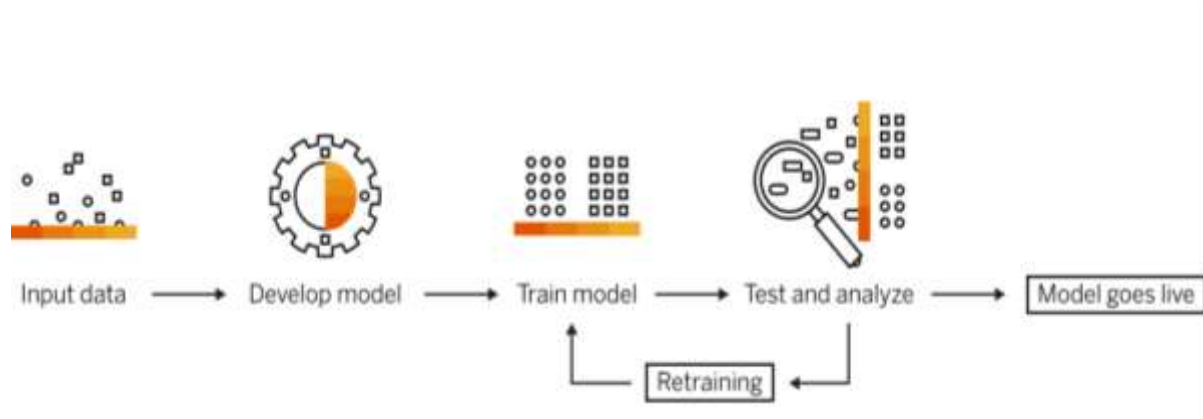
Introducción

En los contextos empresariales contemporáneos, la competitividad se ha convertido en un factor determinante que influye directamente en la supervivencia y el éxito de las compañías. En este escenario dinámico y globalizado, la gestión de operaciones desempeña un papel crucial, ya que constituye el eje mediante el cual se articulan los recursos, procesos y estrategias para alcanzar altos niveles de eficiencia y productividad. Hoy en día, las empresas no solo deben responder con rapidez a los cambios del mercado, sino también anticiparse a ellos mediante la implementación de metodologías y tecnologías que optimicen la toma de decisiones y garanticen resultados sostenibles.

La planificación de operaciones, en particular, se ha transformado en un área estratégica donde convergen algoritmos avanzados y técnicas de modelación matemática orientadas a la optimización de recursos. Según Cabanillas (2020), el uso de tecnologías emergentes se perfila como una herramienta invaluable para los ingenieros industriales, quienes encuentran en estas soluciones la posibilidad de procesar grandes volúmenes de datos (*big data*) y abordar modelos de gran complejidad que resultan imposibles de gestionar de forma tradicional (Troncoso et al., 2023).

Figura 1

Funcionamiento del Machine Learning



Fuente: Tomado de SAP. (2025).

En este marco, la revolución tecnológica ha introducido innovaciones disruptivas que están cambiando radicalmente los paradigmas industriales. La inteligencia artificial (IA), que en sus primeras fases se enfocaba en automatizar tareas básicas o replicar procesos cognitivos humanos, está evolucionando hacia la inteligencia artificial generativa (IAG). Esta última se distingue por su capacidad adaptativa y por generar contextos cada vez más complejos y evolucionados, lo cual resulta altamente pertinente en ámbitos industriales donde la automatización, la flexibilidad y la toma de decisiones basadas en datos cuantitativos constituyen ventajas competitivas determinantes. Sin embargo, la falta de una definición unificada del concepto de IA y de criterios claros para la selección de algoritmos adecuados puede conducir a resultados ambiguos o a un alcance limitado de los beneficios esperados (Coto, 2021).

Por lo tanto, el presente artículo tiene como finalidad analizar la incidencia de la IA y del Machine Learning (ML) en los procesos de planificación y programación de operaciones industriales. A través de esta exploración se pretende describir el funcionamiento de estas tecnologías, comprender su estructura y proponer posibles integraciones en áreas específicas de la ingeniería industrial. De esta manera, se busca contribuir a la discusión sobre la optimización operacional y la transición hacia un modelo de gestión más inteligente, ágil y sostenible.

Contexto actual de la gestión de operaciones

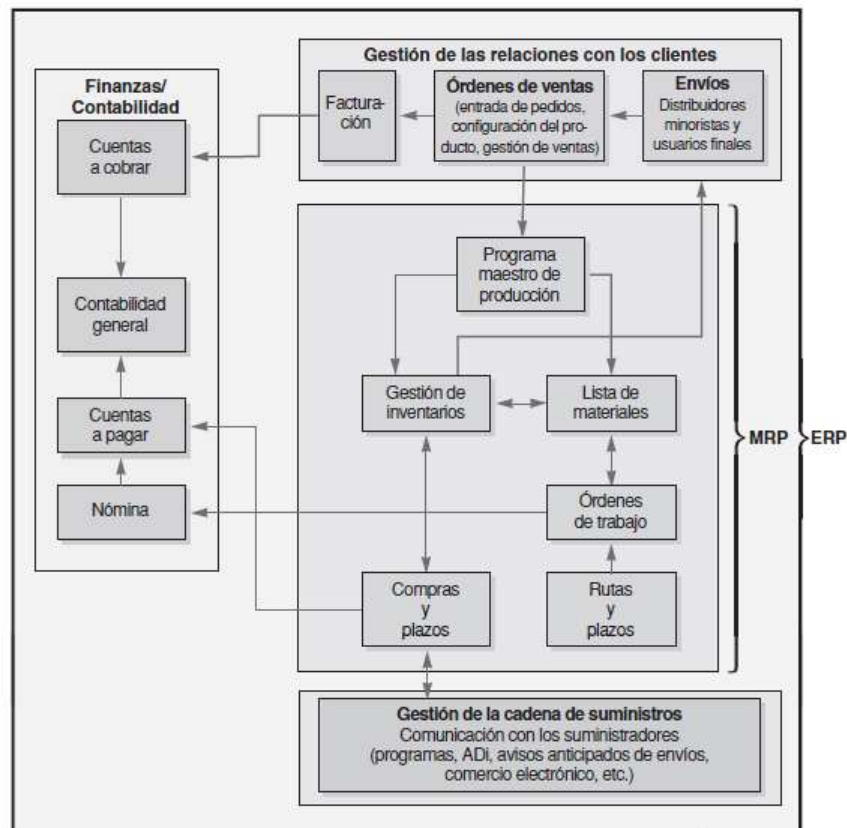
Sistemas ERP

Los sistemas de planificación de recursos empresariales, más conocidos como ERP (Enterprise Resource Planning), constituyen una de las herramientas más relevantes en la historia reciente de la gestión organizacional. Estos sistemas computacionales existen desde hace varias décadas, y su

génesis respondió a la necesidad de gestionar de manera más eficiente los recursos empresariales que, en contextos crecientes de competitividad, exigían un mayor control y coordinación. Un ejemplo claro de su aplicabilidad se encuentra en la previsión de requerimientos sobre demandas futuras, función que se convirtió en un pilar estratégico para reducir incertidumbres y anticipar necesidades (Heizer & Render, 2007).

Figura 2

Flujo de información del ERP con áreas funcionales de la empresa.



Fuente: Tomado de Heizer y Render (2007).

Según Chapman (2006)

los ERP han demostrado ser mucho más que un software administrativo, ya que logran extender un control organizacional integral al abarcar prácticamente todos los departamentos de la compañía. De esta forma, áreas como ventas, finanzas, recursos humanos, logística y producción quedan integradas en una misma plataforma, lo cual permite no solo optimizar la planificación de actividades cotidianas, sino también asegurar la coherencia entre los objetivos estratégicos y las operaciones diarias (p. 151).

La implementación de ERP no solo se traduce en una mayor eficiencia, sino también en múltiples beneficios medibles: incremento de la productividad, trazabilidad detallada de la información, reducción de costos operativos, mejora en la capacidad de respuesta frente a clientes y mercados, así como un fortalecimiento del proceso de toma de decisiones. Estas ventajas evidencian que los ERP han dejado de ser herramientas opcionales para convertirse en sistemas imprescindibles en el contexto actual de digitalización empresarial.

Evolución de los Sistemas MRP

La Planificación de Requerimientos de Materiales (MRP I) surgió en los años 60 como una solución para automatizar el cálculo de necesidades de materiales en función de una demanda independiente y dependiente, integrando listas de materiales (BOM), inventarios y el plan maestro de producción. Su implementación permitió reducir inventarios, mejorar la disponibilidad de materiales y planificar la producción de manera más eficiente (Chapman, 2006).

Posteriormente, el MRP evolucionó hacia el MRP II (Manufacturing Resource Planning), ampliando el enfoque original del MRP I al integrar no solo los materiales, sino también los recursos productivos, incluyendo capacidades de planta, gestión financiera, control de piso y planificación de la demanda. Para Jacobs y Chase (2018) este sistema se convirtió en una herramienta clave para alinear los objetivos estratégicos de la empresa con las operaciones diarias, promoviendo una visión más integral de la planificación operativa. El MRP II introdujo conceptos de retroalimentación cerrada y permitió simulaciones de escenarios futuros, mejorando la toma de decisiones con la implementación de más datos y variables (Heizer & Render, 2007, p. 174).

Figura 3

Evolución del MRP I y MRP II



Fuente: Tomado de Lauramajon4 (2018)

En la actualidad, se discute la posibilidad de un MRP III, aún no estandarizado, como una extensión natural que incorpore IA, aprendizaje automático (ML), y análisis predictivo. Esta visión busca un sistema autónomo, capaz de anticipar interrupciones en la cadena de suministro, adaptar planes dinámicamente, y optimizar en tiempo real las decisiones productivas en entornos complejos e inciertos (Ivanov et al., 2018). MRP III se conceptualiza como una evolución ciberfísica del sistema tradicional, en donde los datos de sensores IoT, algoritmos de IA y plataformas cloud colaboran para transformar la planificación de recursos en una actividad cognitiva y proactiva, más que reactiva.

Los Sistemas CRM

Hoy en día la transformación digital y las crecientes expectativas de los consumidores han impulsado a las organizaciones a buscar herramientas tecnológicas que garanticen una gestión de operaciones más eficiente y centrada en el cliente. El Customer Relationship Management (CRM) es una filosofía empresarial respaldada por una plataforma tecnológica que permite gestionar la información de los clientes, automatizar procesos y generar inteligencia de negocios orientada a la personalización y fidelización (Kotler & Keller, 2016).

Figura 4

Usos de un CRM



Fuente: Tomado de Initium Software (2024)

En este contexto, los sistemas CRM han evolucionado de ser simples plataformas de registro de contactos a convertirse en potentes motores de integración de datos, análisis predictivo y soporte a la toma de decisiones estratégicas en la gestión operativa (Buttle & Maklan, 2019). Esta

transformación ha tenido un impacto significativo en industrias como manufactura, servicios, comercio electrónico y logística, donde el enfoque en el cliente se entrelaza con la productividad.

Los CRM actuales, basados en IA, ML, big data e IoT, representan una evolución hacia un CRM inteligente, donde se predice el comportamiento del cliente, se automatizan tareas operativas y se facilita la toma de decisiones en tiempo real. En este sentido, la gestión de operaciones se vuelve más ágil, adaptable y orientada al cliente (Wamba et al., 2020).

El avance de la industria 4.0 a industria 5.0

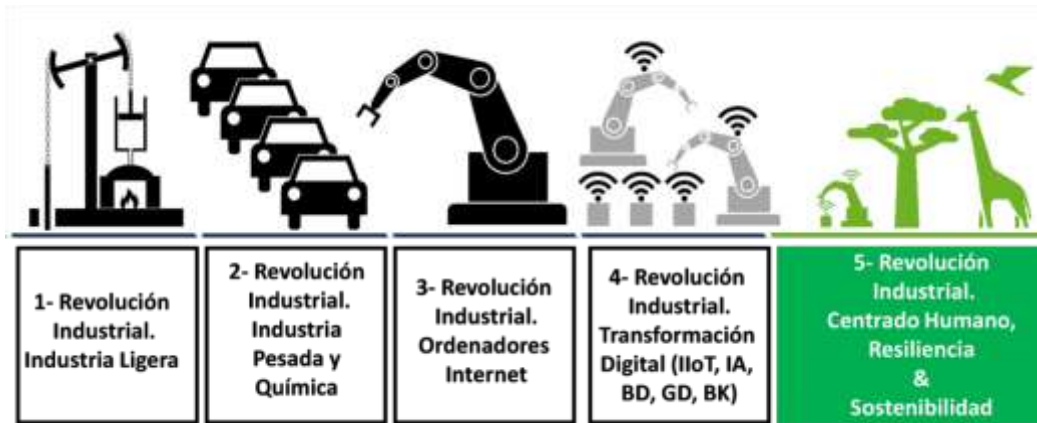
El concepto de industrias inteligentes de hace un tiempo atrás está siendo desplazado por parte de la IA. Las organizaciones están migrando a sistemas cada vez más complejos en sus razonamientos, siendo estos más adaptativos para la toma de decisiones. Los avances en los sistemas computacionales son de todos los días un vivo ejemplo es el paso de los sistemas tradicionales en las empresas las cuales cuentan con sus equipos físicos, pero que ya muchas organizaciones han dado el salto a ERP's en la nube, con estas modificaciones las corporaciones apuestan por nuevas formas de atender los requerimientos existentes (Jacobs y Chase, 2018).

La Cuarta Revolución Industrial, o Industria 4.0, ha estado marcada por la digitalización y la automatización inteligente, caracterizada por la integración de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT), la computación en la nube, la robótica avanzada, la inteligencia artificial y el big data en los procesos industriales. Su propósito principal ha sido alcanzar una producción más flexible, personalizada y eficiente (Schwab, 2016). Esta revolución ha permitido el desarrollo de sistemas ciberfísicos, fábricas inteligentes y cadenas de suministro digitalizadas.

Sin embargo, es relevante afirmar que la Industria 5.0 surge como una respuesta crítica a las limitaciones de la Industria 4.0, especialmente en lo que respecta al papel del ser humano en la industria de manufactura (Verma, 2014). Esta nueva fase incorpora valores éticos, inclusión y resiliencia como pilares fundamentales del desarrollo industrial, buscando un equilibrio entre eficiencia tecnológica y responsabilidad social.

Figura 5

Historia de las revoluciones industriales



Fuente: Tomado de Amendiola (2022)

En lugar de una automatización total, la Industria 5.0 promueve la colaboración entre humanos y máquinas inteligentes, humanizando las labores y haciendo énfasis de la personalización en masa, la sostenibilidad ambiental y el bienestar del trabajador (Nahavandi, 2019). La integración de las filosofías asociadas con el equilibrio y desarrollo ambiental toman fuerza hoy en día para muchas corporaciones que desde ya vislumbran la importancia de esta fusión: social-económica y tecnológica.

Relación de la Inteligencia artificial (IA) con el Machine Learning (ML)

La IA, de acuerdo con Forero & Negre (2024), se puede entender como la capacidad de diseñar máquinas y sistemas pensantes que simulen procesos de razonamiento humano (p. 2). En un sentido amplio, la IA constituye un campo interdisciplinario de la informática que busca desarrollar sistemas capaces de realizar tareas tradicionalmente reservadas a la inteligencia humana, como la toma de decisiones, el reconocimiento de patrones complejos, la comprensión del lenguaje natural, la resolución de problemas y el aprendizaje a partir de la experiencia acumulada.

Dentro de este vasto campo, el ML ocupa un lugar privilegiado al representar la rama de la IA que se especializa en diseñar algoritmos capaces de aprender de manera autónoma a partir de los datos. Según Luan & Tsai (2021), el ML se focaliza en el aprendizaje por medio del análisis masivo de información, lo que le permite a los sistemas mejorar su desempeño de forma continua sin necesidad de ser reprogramados explícitamente para cada tarea. Esta característica resulta especialmente útil en entornos industriales donde la variabilidad, el volumen y la velocidad de los datos hacen indispensable un enfoque flexible y adaptativo.

Figura 6

Tabla comparativa de IA y ML

Concepto	Inteligencia Artificial (IA)	Machine Learning (ML)
Definición	Ciencia de hacer máquinas inteligentes	Subcampo de la IA que aprende de datos
Alcance	Más amplio	Más específico
Ejemplos	Robótica, visión por computadora, NLP	Clasificación, regresión, clustering
Método de aprendizaje	Puede ser programado o aprender	Aprende automáticamente de datos
Relación	ML es una forma de implementar IA	Parte de la IA

Fuente: Elaboración propia a partir de Forero & Negre (2024).

En síntesis, la relación entre IA y ML puede comprenderse mediante una analogía sencilla pero ilustrativa: la IA puede considerarse como el cerebro en su totalidad, el cual busca replicar la inteligencia humana en sus diferentes dimensiones, mientras que el ML es la capacidad específica de aprender, adaptarse y evolucionar dentro de ese *cerebro*. En el contexto de la gestión de operaciones industriales, esta sinergia abre oportunidades significativas para la innovación, la optimización de procesos y la creación de soluciones más eficientes y sostenibles.

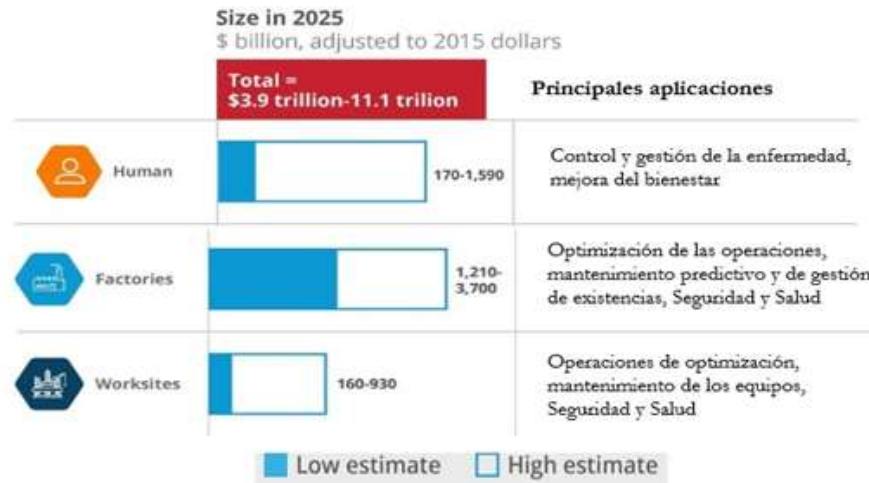
Análisis del impacto tecnológico - empresarial a nivel mundial

Impacto económico potencial de parte IoT para el 2025

Según la firma McKinsey (en Williams, 2025) habrá una estimación considerable del impacto del Internet de las Cosas, tanto a nivel de factor humano, como factor industrial, así como en las cargas de trabajo a nivel general. La imagen a continuación presenta la proyección antes mencionada:

Figura 7

Impacto económico del IoT



Fuente: Tomado de Williams (2025).

Se consideran tres áreas clave de aplicación: humana (Human), fábricas (Factories) y sitios de trabajo (Worksites), con un rango total de impacto que oscila entre \$3.9 y \$11.1 billones. Esta amplia variación en las estimaciones refleja la incertidumbre inherente a la adopción tecnológica, pero también señala un potencial significativo de transformación económica mediante el uso de tecnologías avanzadas como el IoT, inteligencia artificial y sistemas ciberfísicos.

En el ámbito humano, el impacto económico estimado es el más bajo entre las tres categorías, con un rango entre \$170 y \$1,590 mil millones. Sin embargo, su relevancia radica en los beneficios sociales, como el control y gestión de enfermedades y la mejora del bienestar general. Estas aplicaciones están alineadas con el desarrollo de tecnologías médicas, dispositivos portátiles para monitoreo de salud, y sistemas de alerta temprana que pueden mejorar la calidad de vida y reducir costos hospitalarios mediante intervenciones tempranas y personalizadas.

Por otro lado, las fábricas representan el sector con mayor potencial económico, con un impacto estimado entre \$1.21 y \$3.7 billones. Esto se explica por la aplicación de tecnologías para la optimización de operaciones, mantenimiento predictivo y gestión eficiente de inventarios. Además, este sector se beneficia significativamente de la automatización y digitalización, lo que incrementa la productividad y reduce costos operativos. Finalmente, los sitios de trabajo (Worksites), con un impacto de entre \$160 y \$930 mil millones, también muestran un potencial considerable, especialmente en industrias como la construcción y minería, donde la seguridad, la eficiencia del uso de equipos y el mantenimiento son claves. En conjunto, estos datos subrayan la importancia de

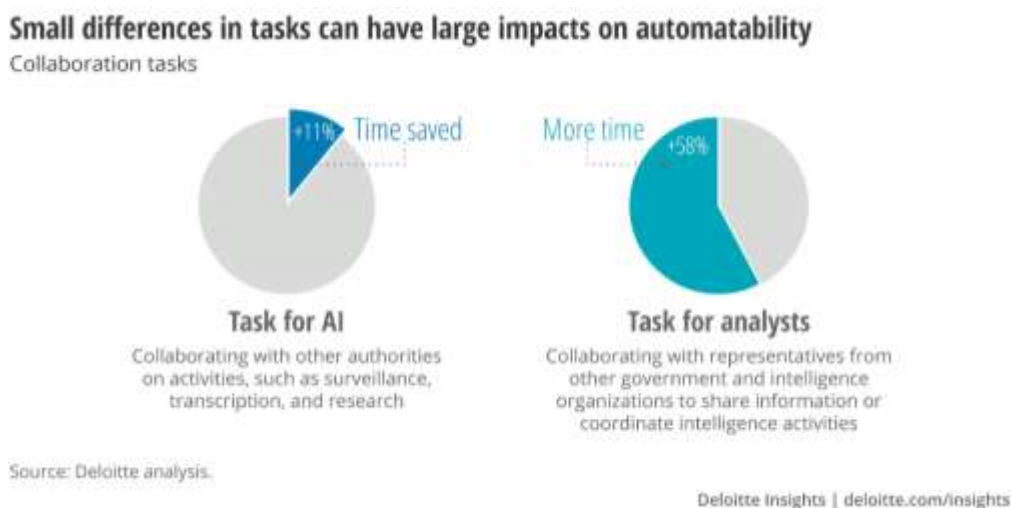
seguir invirtiendo en transformación digital y la adopción de tecnologías emergentes para asegurar competitividad, sostenibilidad y bienestar en el futuro cercano.

Impacto en el análisis de inteligencia de negocios

Para la firma Deloitte, la IA ha pasado de ser casi ciencia ficción a una realidad común en diversas aplicaciones empresariales. En el análisis de inteligencia, la IA ya se está implementando para etiquetar imágenes y analizar grandes cantidades de datos, lo que ayuda a los humanos a distinguir la señal entre el ruido. Pero lo que la comunidad de inteligencia (CI) está haciendo ahora con la IA es solo un adelanto de lo que está por venir. Estas primeras aplicaciones apuntan a un futuro en el que la IA, implementada de forma inteligente, potenciará la capacidad de los analistas para extraer valor de la información. Esta empresa realizó un estudio que describe el tema a discusión:

Figura 8

Comparativos de realización de tareas por IA vs tareas hechas por humanos



Fuente: Tomado de Mitchell et al. (2019)

La imagen proporcionada ilustra cómo pequeñas diferencias en las tareas pueden tener un impacto significativo en la automatización, específicamente en el ámbito de la colaboración dentro del análisis de inteligencia. A través de dos gráficos circulares, se compara la automatización de tareas llevadas a cabo por IA frente a las realizadas por analistas humanos. El gráfico de la izquierda muestra que la IA puede ahorrar un 11 % de tiempo en tareas colaborativas como vigilancia, transcripción e investigación, lo que sugiere que estas actividades son parcialmente automatizables y que la tecnología ya está logrando eficiencias notables en tareas estructuradas y repetitivas.

En contraste, el gráfico de la derecha muestra que cuando la colaboración implica actividades más complejas —como coordinar con otros representantes gubernamentales y organizaciones de inteligencia, los analistas humanos todavía dedican un 58 % más de tiempo. Esto refleja la menor automatización de tareas que requieren juicio, interpretación de contexto y toma de decisiones estratégicas. A diferencia de las tareas técnicas, estas actividades colaborativas de alto nivel exigen habilidades interpersonales, pensamiento crítico y adaptabilidad, capacidades que actualmente la IA no puede replicar plenamente.

Este contraste evidencia que la integración efectiva de la IA en el análisis de inteligencia no implica sustituir al analista humano, sino redistribuir el trabajo. La IA puede encargarse de tareas repetitivas y de procesamiento masivo de datos, permitiendo que los analistas se enfoquen en el razonamiento estratégico, la interpretación contextual y la toma de decisiones críticas. A medida que las tecnologías maduren, será esencial que las organizaciones diseñen procesos colaborativos hombre-máquina, donde la IA actúe como un asistente que potencie las capacidades humanas, especialmente en ámbitos donde la automatización total no es viable ni deseable.

Aplicación de la IA por sector industrial

La empresa consultora Gartner elaboró un estudio que muestra el uso de la IA por sector industrial y por labor funcional dentro la compañía.

Figura 9

Uso de la IA por sector industrial

	Sectores								
	Automoción y fabricación de vehículos	Medios de comunicación	Arquitectura e ingeniería	Energía y servicios públicos	Sistema sanitario	Fabricación de productos electrónicos	Fabricación	Industria farmacéutica	
Diseño de medicamentos								●	
Ciencia de materiales	●			●		●			
Diseño de chips						●			
Datos sintéticos	●		●	●	●	●	●	●	
Diseño generativo (de piezas)	●		●				●		

Fuente: Tomado de Wiles (2023)

Según la imagen anterior, se puede comprender que cada sector adopta la IA de manera distinta, dependiendo de sus necesidades y procesos clave. Por ejemplo, el diseño de medicamentos es

exclusivo de la industria farmacéutica, lo cual tiene sentido dado que esta aplicación requiere conocimientos altamente especializados en biotecnología y química. Por otro lado, el diseño de chips se limita a la fabricación de productos electrónicos, lo que refleja la especificidad técnica de esta tarea. La ciencia de materiales aparece en sectores como medios de comunicación y energía, lo cual puede estar relacionado con el desarrollo de nuevos materiales para dispositivos o infraestructuras.

Finalmente, el caso de uso más ampliamente distribuido es el diseño generativo (de piezas), que se aplica en al menos cinco sectores distintos. Esto sugiere que esta tecnología tiene una gran versatilidad, permitiendo optimizar el diseño de componentes físicos en industrias tan variadas como la automotriz, la ingeniería, la electrónica y la farmacéutica. Asimismo, los datos sintéticos también tienen una presencia transversal, lo cual indica su utilidad para entrenar modelos de IA en contextos donde los datos reales son escasos o sensibles. En conjunto, el gráfico demuestra cómo la IA generativa está transformando múltiples industrias al ofrecer soluciones adaptadas a sus desafíos particulares.

Impacto de IA en Productividad y Toma de Decisiones

Para Krajewski et al (2008) el uso de sistemas informáticos como la simulación es fundamental para decidir de manera acertada. El impacto de la inteligencia artificial en la productividad empresarial y en la calidad de la toma de decisiones se ha convertido en un tema de creciente interés en la literatura académica y en los estudios de consultoría. La Escuela de Negocios española IEBS ha desarrollado un estudio sobre la aplicación de la IA en diferentes sectores empresariales, cuyos resultados revelan un panorama amplio y diverso respecto al grado de adopción tecnológica. [Figura 10]

En el estudio, cada barra del gráfico de resultados se encuentra segmentada por colores que representan distintos niveles de adopción: desde aquellas empresas que aún no utilizan ni exploran aplicaciones de IA, hasta aquellas que han logrado desplegarla de manera completa y sistemática en sus procesos. Esta clasificación permite observar cómo la IA está siendo asimilada en fases diferenciadas, dependiendo tanto de la madurez digital de las organizaciones como de las características de cada industria.

En conjunto, los resultados ofrecen una visión clara del estado actual de la transformación digital a nivel global. Se evidencia que, si bien algunos sectores como los servicios financieros y las telecomunicaciones muestran niveles avanzados de adopción, otros como el comercio minorista o el transporte aún permanecen en etapas tempranas. Esto implica que la IA no solo está redefiniendo los procesos internos de las organizaciones, sino que también está configurando nuevas brechas de competitividad entre industrias. Por tanto, el reto no se limita a la incorporación de tecnología,

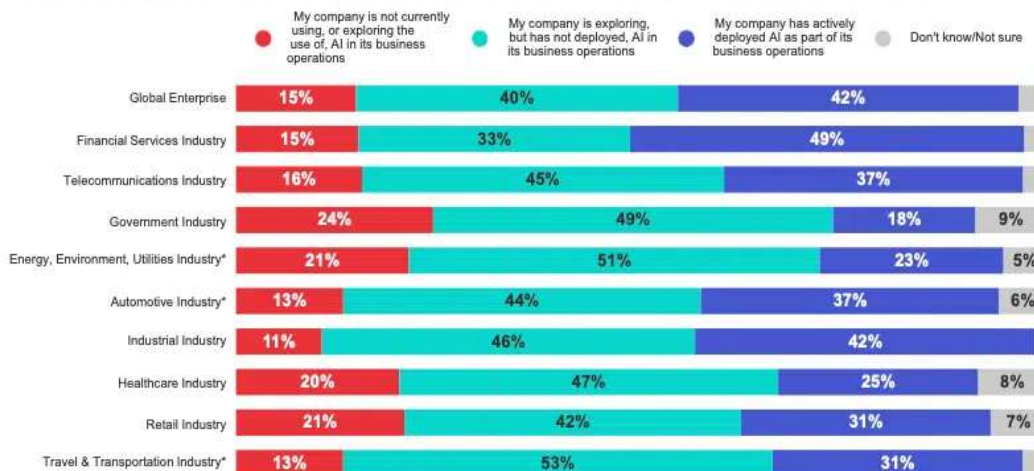
sino también a la capacidad de diseñar estrategias que permitan aprovechar el potencial de la IA como una herramienta de apoyo a la productividad y como un motor de decisiones más rápidas, precisas y fundamentadas.

Figura 10

Uso de la IA para la mejora de la productividad en toma de decisiones

Enterprises within the financial services are most likely to be using AI, with nearly half of IT Professionals in that industry reporting their enterprise has actively deployed AI.

Has your company adopted or explored using Artificial Intelligence (AI) as part of its business operations and digital transformation?



Base: IT Professionals at Enterprises (organizations > 1,000 employees). Global Enterprise = 2,242; Financial Services = 216; Telecommunications = 103; Government = 146; Energy = 75; Automotive = 68; Industrial = 302; Healthcare = 164; Retail = 139; Travel = 68. *Sample size is between 50 and 99. Note: Media & Entertainment, Chemicals/Oil&Gas, and Aerospace & Defense Industry samples sizes are too low to show.

Fuente: Tomado de López (2025).

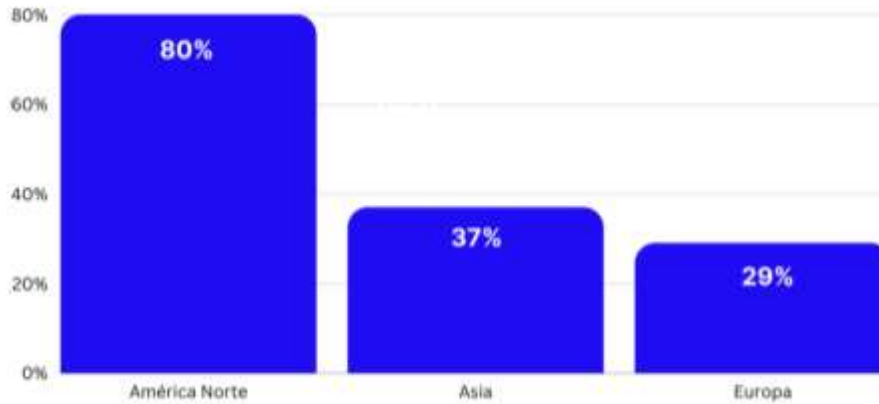
Datos del ML a nivel mundial

El aprendizaje automático o Machine Learning ha tomado un papel protagónico para algunas economías y sectores empresariales claves. La adopción del ML es un indicador clave de competitividad tecnológica y capacidad de innovación países que apuesten por esto se caracterizan por ser líderes en el sector comercial donde se desenvuelvan.

Por otro lado, países que estén con regulaciones más estrictas, menor inversión o una adopción más cautelosa de nuevas tecnologías pueden quedar rezagadas por esta tendencia tecnológica. Las siguientes imágenes presentan unas series de datos interesantes sobre el tema de la adopción del ML a nivel mundial:

Figura 11

Adopción del Machine Learning a nivel geográfico



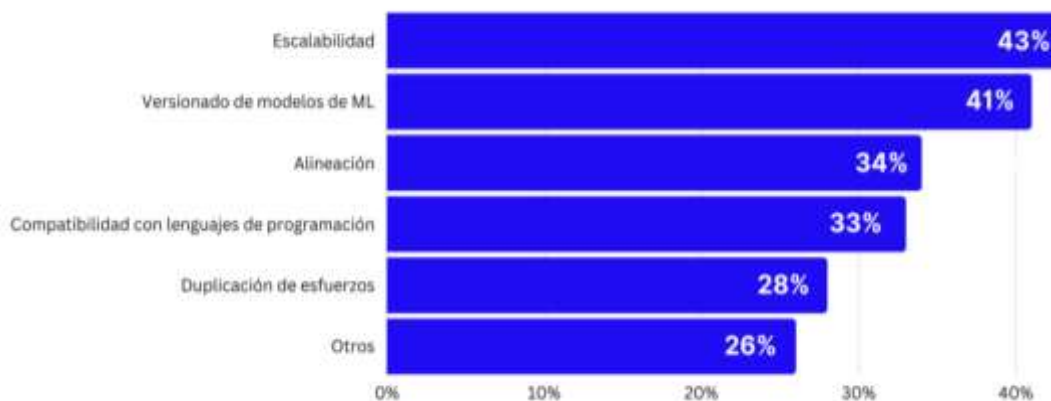
Fuente: Tomado de Gil (2023).

Lo entendido con el gráfico anterior es que existe una apertura completa en Norteamérica para la implementación del ML en sus actividades corporativas. Adicionalmente, la firma McKinsey asevera que el 51% de las organizaciones están en una fase inicial del ML y un 15% dice ser usuarios avanzados del ML (Gil, 2023).

Por otro lado, otra estadística llamativa es lo relacionado con los retos que conlleva la implementación del ML a nivel empresarial, los resultados muestran:

Figura 12

Retos al implementar ML



Fuente: Tomado de Gil (2023).

Conclusiones

Proyección económica

En el sector de fábricas, el uso de IA y Machine Learning se enfoca especialmente en la optimización de operaciones, mantenimiento predictivo y gestión de inventarios, áreas que son pilares fundamentales en la ingeniería industrial. Esto permite una mejor asignación de recursos, reducción de tiempos muertos y aumento de la productividad.

Se estima que la inteligencia artificial generará entre \$3.9 y \$11.1 billones de dólares en valor económico para 2025, lo que evidencia su creciente papel estratégico en sectores clave de la ingeniería industrial, como recursos humanos, plantas industriales (factories) y sitios de trabajo (worksites).

Automatización y tareas colaborativas

Las tareas realizadas por sistemas de IA presentan un ahorro de tiempo de hasta 11%, mientras que las tareas ejecutadas por analistas humanos requieren 58% más tiempo. Esto resalta el alto potencial de la IA para automatizar procesos repetitivos o de vigilancia, especialmente en áreas administrativas o de análisis de datos dentro de la gestión operativa.

Aunque la IA puede realizar tareas más rápido, las interacciones complejas entre analistas y organismos para coordinar acciones siguen siendo menos automatizables. Esto implica que la IA debe ser vista como una herramienta de soporte estratégico, que libere tiempo a los profesionales para actividades de mayor valor agregado en la toma de decisiones y la mejora continua.

Aplicabilidad en sectores

Aplicaciones como el diseño generativo de piezas y los datos sintéticos son especialmente relevantes en sectores como fabricación, energía, automoción y defensa. Esto abre oportunidades en la ingeniería industrial para reducir tiempos de desarrollo, optimizar diseño de productos y simular escenarios sin necesidad de pruebas físicas costosas.

La presencia de IA en industria farmacéutica, automoción y servicios públicos evidencia su madurez en sectores donde la precisión, la seguridad y la trazabilidad son críticas, lo cual representa un reto y una oportunidad para la gestión de operaciones industriales avanzadas.

Adopción por tipo de industria

Aunque industrias como servicios financieros (48%) y telecomunicaciones (47%) tienen una alta adopción de IA, sectores industriales clave como manufactura (46%) y automoción (41%) también muestran una integración activa. Esto indica que la IA está trascendiendo sectores digitales para tener un impacto real en operaciones industriales físicas.

En sectores como el transporte y comercio minorista, se observa una baja implementación práctica, lo cual puede representar una oportunidad para los ingenieros industriales de liderar la transformación digital a través de la aplicación estratégica de IA y ML.

Adaptación por zona geográfica

América del Norte refleja un ecosistema tecnológico más maduro, con mayor inversión en infraestructura digital, talento especializado y cultura de innovación. Esta alta adopción sugiere que las organizaciones norteamericanas están aprovechando el ML para optimizar procesos industriales, reducir costos operativos y mejorar la toma de decisiones estratégicas. En contraste, Asia y Europa presentan niveles de adopción más bajos, esto puede deberse a factores como regulaciones más estrictas o una menor integración entre la academia, la industria y el gobierno. Esta brecha tecnológica puede traducirse en una menor competitividad industrial si no se abordan con políticas de transformación digital más agresivas.

Desde la perspectiva de la ingeniería industrial, esta diferencia en la adopción implica que el impacto del ML en la gestión de operaciones no es uniforme a nivel global. Mientras algunas regiones avanzan hacia modelos de producción inteligentes y adaptativos (Industria 5.0), otras aún enfrentan barreras estructurales que limitan su evolución más allá de la Industria 4.0.

Retos del ML y la IA

Si bien el potencial del ML en la ingeniería industrial es ampliamente reconocido, su implementación enfrenta barreras técnicas y organizativas significativas. El principal reto identificado es la escalabilidad (43%), lo cual indica que muchas organizaciones logran desarrollar modelos funcionales en entornos controlados, pero encuentran dificultades al intentar llevarlos a producción a gran escala. Esto es especialmente relevante en la ingeniería industrial, donde los sistemas deben operar con grandes volúmenes de datos en tiempo real y bajo condiciones variables.

El versionado de modelos (41%) también representa un desafío crítico. En entornos industriales, donde la trazabilidad y la reproducibilidad son esenciales para la mejora continua y la auditoría de procesos, la falta de control sobre las versiones de modelos puede comprometer la confiabilidad de las decisiones automatizadas. Asimismo, la alineación entre los modelos de ML y los objetivos del negocio (34%) sugiere una desconexión entre los equipos técnicos y estratégicos, lo que puede derivar en soluciones que, aunque técnicamente sólidas, no generan valor operativo. Otros retos como la compatibilidad entre lenguajes de programación (33%) y la duplicación de esfuerzos (28%) reflejan la necesidad de una mayor estandarización y colaboración entre equipos. Estos problemas limitan la integración fluida de modelos de IA en sistemas como ERP o CRM, fundamentales en la gestión de operaciones industriales.

Referencias

- Amendiola, L. (2022, 2 de marzo). *¿Por qué la industria 5.0? ¿Qué opinan los profesionales?* [Blog] <https://www.linkedin.com/pulse/por-qu%C3%A9-la-industria-50-opinan-los-profesionales-amendola-ph-d/>
- Buttle, F., & Maklan, S. (2019). *Customer Relationship Management: Concepts and Technologies* (4th ed.). Taylor and Francis Group.
- Cabanillas, M., Rivadeneyra, R., Palacios, C. & Hernández, B. (2020). *Habilidades socioemocionales en las instituciones educativas*. SciComm. Universidad Autónoma de Chile.
- Chapman, S. (2006). *Planificación y Control de la producción*. Pearson Education. Pearson / Prentice Hall.
- Chopra S., & Meindl P. (2013). *Administración de la Cadena de Suministro: Estrategia, Planeación y Operación* (5ta. Ed.). Pearson Education.
- Coto M. (2021). Consideraciones para la incorporación de la Inteligencia Artificial en un programa de pregrado de Ingeniería Eléctrica. *Revista Actualidades Investigativas en Educación*, 21 (2), 1-25. <https://www.kerwa.ucr.ac.cr/server/api/core/bitstreams/8b6c33c4-9b44-499f-8a0a-3229d8dce555/content>
- Forero W. & Negre F. (2024). Técnicas y aplicaciones del Machine Learning e Inteligencia Artificial en educación: una revisión sistemática. *Revista Iberoamericana de Educación a Distancia*, 27 (1), 209-253. DOI: <https://doi.org/10.5944/ried.27.1.37491>
- Gil, C. (2023, 31 de agosto). Estadísticas de machine learning: Tendencias a conocer en 2023. [Página web Sortlist] <https://www.sortlist.es/datahub/reports/estadisticas-de-machine-learning/>
- Heizer J., & Render B. (2007). *Dirección de la Producción y Operaciones. Decisiones estratégicas* (8va. Ed.). Pearson Education.
- Initium Software. (2024, 21 de agosto). Maximizando la eficiencia empresarial: ¿Para qué sirve el CRM? [Página web] https://www.initiumsoft.com/blog_initium/para-que-sirve-el-crm/
- Ivanov D., Dolgui A. & Sokolov B. (2018). The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics. *International Journal of Production Research*, 57 (3), 829-846. DOI: <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1488086>
- Jacobs R., & Chase R. (2018). *Administración de Operaciones: Producción y Cadena de Suministros* (15va. Ed.). McGraw Hill.

- Kotler P., & Keller, K. (2016). *Marketing Management* (15th ed.). Pearson Education.
- Krajewski L., Ritzman L., and Malhotra M. (2008). *Administración de Operaciones: Procesos y Cadena de valor* (8va. Ed.). Pearson Education.
- Lauramajon4. (2018, 17 de marzo). *Software a medida*. [Blog *Diarium Blogdelauramajon4*] <https://diarium.usal.es/lauramajon4/2018/03/17/software-a-medida/>
- López, S. (2025, 11 de febrero). Estadísticas Esenciales de Inteligencia Artificial para 2025: ¿Quién la usa y para qué? [IEBS Business School página web] <https://www.iebschool.com/hub/estadisticas-esenciales-de-inteligencia-artificial-para-2025-quien-la-usa-y-para-que-tecnologia/>
- Luan, H. & Tsai, C. (2021). A Review of Using Machine Learning Approaches for Precision Education. *Educational Technology and Society*, 24 (1), 250-266. <https://www.jstor.org/stable/26977871>
- Mitchell, K., Routh, A., Mirkow, A., Mariani, J., & Keyal, A. (2019). The future of intelligence analysis. A task-level view of the impact of artificial intelligence on intel analysis [Deloitte página web]. <https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/government-public-sector-services/artificial-intelligence-impact-on-future-intelligence-analysis.html>
- Nahavandi, S. (2019). Industry 5.0: A human-centric solution. *Sustainability*, 11(16), 4371- <https://doi.org/10.3390/su11164371>
- SAP. (2025). ¿Qué es machine learning? [Página web] <https://www.sap.com/latinamerica/products/artificial-intelligence/what-is-machine-learning.html>
- Schwab, K. (2016). *The Fourth Industrial Revolution*. World Economic Forum. <https://www.weforum.org/about/the-fourth-industrial-revolution-by-klaus-schwab>
- Troncoso M., Duenas Y. & Verdecia E. Inteligencia artificial y educación: nuevas relaciones en un mundo interconectado. *Revista Estudios del Desarrollo Social: Cuba y América Latina*, 11 (2). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2308-01322023000200014&lng=es&tlng=es
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J.-F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2020). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356–365. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.08.009>
- Verma, D. (2014). Industry 5.0: A human-centric and sustainable approach to industrial development. *International Journal of Social Relevance & Concern*, 12 (5), 17-21. <https://doi.org/10.26821/IJSRC.12.5.2024.120507>

Wiles, J. (2023, 26 de enero). *Por muy revolucionario que sea, ChatGPT es solo el principio; los usos de la IA generativa en la empresa pueden ser mucho más sofisticados* [Gartner página web].

<https://www.gartner.es/es/articulos/mas-alla-de-chatgpt-el-futuro-de-la-ia-generativa-para-empresas>

Williams, I. (2025). *¿Estamos a las puertas de una industria 5.0?* [PRLInnovación página web]

<https://www.prlinnovacion.com/tecnologia-prevencion-estamos-a-las-puertas-de-una-industria-5-0>