



5

INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA OPTIMIZACIÓN DE SISTEMAS DE GESTIÓN DE CALIDAD EN MANUFACTURA SOSTENIBLE: UN ENFOQUE HACIA LOS ODS

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR THE OPTIMIZATION OF QUALITY MANAGEMENT SYSTEMS IN SUSTAINABLE MANUFACTURING: A FOCUS ON THE SUSTAINABLE DEVELOPMENT GOALS

¹¹ Hernán Javier Silva Sosa

¹¹ Magister en Administración de Empresas, Universidad Externado de Colombia; Maestrando en Inteligencia Artificial, Universidad de los Andes; Ingeniero Industrial, Pontificia Universidad Javeriana. Afiliación institucional: Corporación Universitaria Minuto de Dios-UNIMINUTO, hernan.silva@uniminuto.edu, https://scienti.minciencias.gov.co/cvlac/visualizador/generarCurriculoCv.do?cod_rh=0001752239, <https://orcid.org/0009-0009-8431-9038>

RESUMEN

El presente estudio aborda la integración de la inteligencia artificial (IA) en los sistemas de gestión de calidad (SGC) del sector manufacturero nacional, con un enfoque en la sostenibilidad y en los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), particularmente los ODS 9 y 12. A nivel mundial, se han desarrollado soluciones efectivas, como la detección de defectos mediante aprendizaje profundo y visión por computadora, las cuales han contribuido a la reducción de errores en los procesos productivos. En este contexto, se ha identificado una limitada optimización de procesos y altos niveles de desperdicio que afectan la eficiencia y competitividad de las empresas manufactureras locales. Ante esta problemática, el proyecto tiene como objetivo analizar y proponer la implementación de tecnologías de IA para mejorar la gestión de la calidad y promover una manufactura más sostenible.

Para alcanzar este objetivo, se realizó una revisión sistemática de literatura reciente (2019-2025), utilizando bases de datos académicas y el análisis de casos documentados sobre aplicaciones de IA en control de calidad predictivo, optimización de recursos y mantenimiento predictivo, entre otros. Sin embargo, a pesar de la disponibilidad de estas tecnologías, persisten desafíos relacionados con la escalabilidad de la IA, las preocupaciones éticas, la falta de habilidades técnicas entre los empleados y la gestión de los grandes volúmenes de datos generados por sensores inteligentes dentro de los procesos productivos.

Este proyecto tiene un impacto social relevante al contribuir a la mejora continua y a la manufactura sostenible; no obstante, persisten retos asociados a la investigación interdisciplinaria y a la creación de directrices estandarizadas. En consecuencia, una de las principales conclusiones del estudio es que, para maximizar los beneficios de la IA en la manufactura sostenible, se requiere una mayor investigación, especialmente de carácter interdisciplinario, así como el desarrollo de lineamientos que favorezcan la colaboración entre la academia, la industria y los responsables de la formulación de políticas públicas. La integración de enfoques transparentes y la consolidación de sistemas de IA robustos constituyen elementos esenciales para avanzar hacia un futuro más sostenible en los procesos de producción.

PALABRAS CLAVE: inteligencia artificial, manufactura sostenible, Objetivos de Desarrollo Sostenible, optimización de procesos, sistemas de gestión de calidad.

¿Cómo citar este capítulo?

En APA: Silva, H. (2026). Inteligencia Artificial para la optimización de sistemas de gestión de calidad en manufactura sostenible: un enfoque hacia los ODS. En Bejarano-Díaz, D. y Holguín, B. (Ed.). Innovación, seguridad y sostenibilidad: perspectivas interdisciplinarias en la gestión organizacional del siglo XXI (pp. 71-87). Editorial TEINCO.

DOI de capítulo: <https://doi.org/10.64351/978-628-97363-6-6.cap.5>

ABSTRACT

This study examines the integration of artificial intelligence (AI) into quality management systems (QMS) within the nonal manufacturing sector, with a focus on sustainability and the United Nations Sustainable Development Goals (SDGs), particularly SDG 9 and SDG 12. Internationally, effective solutions have been developed—most notably defect detection via deep learning and computer vision—which have demonstrably reduced defect rates. Within this context, limited process optimization and elevated levels of waste have been identified, adversely affecting the efficiency and competitiveness of

local manufacturing firms. In response, the project aims to analyze and propose the implementation of AI technologies to enhance quality management and advance sustainable manufacturing.

To achieve this objective, a systematic review of recent literature (2019–2025) was conducted, drawing on academic databases and documented case analyses that focus on AI applications in predictive quality control, resource optimization, and predictive maintenance, among others. Nevertheless, despite the availability of such technologies, persistent challenges remain, including AI scalability and ethical concerns, as well as deficits in workforce technical skills and the management of large data volumes generated by intelligent sensors within production processes.

This project carries significant social impact by contributing to continuous improvement and sustainable manufacturing, even as interdisciplinary research challenges and the need for standardized guidelines persist. Accordingly, a key conclusion is that maximizing the benefits of AI in sustainable manufacturing requires expanded —particularly interdisciplinary— research and the development of guidelines that foster collaboration among academia, industry, and policymakers. The integration of transparent approaches and the consolidation of AI systems are essential to a more sustainable future in production.

KEYWORDS: artificial intelligence, sustainable manufacturing, Sustainable Development Goals, process optimization, quality management systems.

How to cite this chapter?

In APA: Silva, H. (2026). Inteligencia Artificial para la optimización de sistemas de gestión de calidad en manufactura sostenible: un enfoque hacia los ODS. In Bejarano-Díaz, D. and Holguín, B. (Ed.). Innovación, seguridad y sostenibilidad: perspectivas interdisciplinarias en la gestión organizacional del siglo XXI (pp. 71-87). Editorial TEINCO.

Chapter DOI: <https://doi.org/10.64351/978-628-97363-6-6.cap.5>

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial (IA) ha emergido como una fuerza transformadora en la industria manufacturera a nivel mundial, pretendiendo no solo mejorar la eficiencia operativa, sino también contribuir a la sostenibilidad y la innovación. En un contexto caracterizado por una creciente competencia global y una presión constante por reducir costos, las empresas manufactureras enfrentan el desafío de integrar tecnologías avanzadas que les permitan optimizar sus procesos productivos y mantener su competitividad en mercados cada vez más dinámicos. En este escenario, los sistemas de gestión de calidad (SGC) constituyen un pilar fundamental para garantizar la predictibilidad de los procesos, la eficiencia operativa y la mejora continua, siendo esenciales para el cumplimiento de estándares internacionales, como las normas ISO, y para la satisfacción de los clientes.

La norma ISO 9001:2015, ampliamente adoptada en organizaciones de diversos sectores a nivel global, establece los requisitos necesarios para implementar SGC eficaces que aseguren la satisfacción del cliente y el cumplimiento normativo. Sin embargo, en el contexto actual de sostenibilidad ambiental y responsabilidad social corporativa, las organizaciones manufactureras enfrentan el reto adicional de integrar los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) en sus operaciones, particularmente el ODS 9, relacionado con industria, innovación e infraestructura, y el ODS 12, enfocado en producción y consumo responsables. Esta convergencia entre calidad, tecnología y sostenibilidad representa una oportunidad estratégica para transformar los paradigmas tradicionales de la manufactura contemporánea.

No obstante, la adopción de la IA en el sector manufacturero colombiano emerge como un proceso que se encuentra lleno de retos importantes. En este sentido, se ha identificado una limitada optimización de procesos y altos niveles de desperdicio en las empresas manufactureras nacionales como factores que merman la eficiencia operacional y la competitividad internacional. Asimismo, entre los principales desafíos se encuentran la falta de habilidades digitales en la fuerza laboral, la gestión de grandes volúmenes de datos generados por sensores inteligentes y las preocupaciones éticas relacionadas con la implementación de sistemas automatizados.

Adicionalmente, persisten barreras relacionadas con la escalabilidad de soluciones de IA y la resistencia organizacional al cambio tecnológico; aspecto que se presenta principalmente en pequeñas y medianas empresas (PYMES), quienes constituyen una proporción significativa del sector manufacturero nacional y que, adicionalmente, presentan limitaciones en el presupuesto para inversión en tecnologías emergentes. Por lo anterior, el presente estudio se justifica en la necesidad de abordar estos desafíos y explorar cómo la IA puede ser utilizada de manera efectiva para optimizar los SGC manufactureros.

Así, la integración de las diferentes tecnologías de IA en procesos de manufactura incluye sistemas de visión por computadora para la detección de defectos, algoritmos de aprendizaje automático para mantenimiento predictivo y análisis de datos masivos para identificación de patrones de calidad. Estas tecnologías no solo mejoran la precisión y velocidad de los controles de calidad, sino que también contribuyen significativamente a la reducción de desperdicios, optimización del consumo energético y minimización del impacto ambiental.

En este sentido, la convergencia entre IA y economía circular presenta oportunidades significativas para la manufactura sostenible, permitiendo la implementación de modelos de producción que maximizan la eficiencia de recursos y minimizan los residuos. Esta integración tecnológica resulta especialmente relevante para países en desarrollo como Colombia, donde la industrialización sostenible representa un factor crítico para el crecimiento económico y la competitividad internacional. Por ello, la presente investigación se centra en identificar prácticas y estrategias que

permitan a las empresas superar las barreras actuales, brindando un marco de trabajo general que promueva un entorno de producción más eficiente y sostenible.

Los objetivos planteados para la investigación incluyen analizar el impacto de la IA en la eficiencia de los procesos de gestión de calidad manufacturera; evaluar las competencias y habilidades necesarias para la implementación exitosa de tecnologías de IA en SGC; identificar las principales barreras organizacionales y tecnológicas para la adopción de IA en manufactura sostenible; y sintetizar elementos clave para el desarrollo futuro de un marco conceptual que facilite la adopción de estas tecnologías en contextos industriales colombianos y latinoamericanos, considerando las particularidades regulatorias, económicas y culturales de la región.

En cuanto a la relación entre transferencia tecnológica e impacto social, es posible identificar que ambos constituyen dimensiones fundamentales para la presente investigación. Esto se debe a que, mediante un análisis detallado de las formas en que las tecnologías de inteligencia artificial pueden integrarse efectivamente en los sistemas de gestión de calidad del sector manufacturero, se espera generar conocimiento que permita comprender los beneficios potenciales asociados con el mejoramiento de la productividad, la optimización de los procesos y el fortalecimiento de los estándares de calidad organizacional.

Asimismo, se prevé que los hallazgos contribuyan al desarrollo de una fuerza laboral más capacitada y especializada, particularmente en lo relacionado con la apropiación y aplicación de tecnologías emergentes en entornos industriales. En este sentido, la investigación reconoce la importancia de fortalecer las capacidades técnicas y digitales de los trabajadores como un elemento clave para la adopción exitosa de herramientas basadas en inteligencia artificial. De igual manera, el estudio contempla el potencial de escalabilidad y replicabilidad de las soluciones analizadas en el contexto colombiano, sin limitar su aplicabilidad a sectores manufactureros específicos. Esta característica favorece la transferencia de conocimiento y la adaptación de buenas prácticas a diferentes sectores industriales y contextos territoriales, ampliando así el alcance de los beneficios derivados de la incorporación de tecnologías de inteligencia artificial en los sistemas de gestión de calidad.

Por su parte, el impacto social esperado incluye la creación de empleos con un mayor valor agregado; la reducción de la brecha tecnológica entre empresas grandes y las PYMES; y la promoción de prácticas manufactureras ambientalmente responsables y sostenibles que contribuyan al cumplimiento de los ODS.

Adicionalmente, el estudio busca fomentar la colaboración universidad-empresa-Estado, fortaleciendo los ecosistemas de innovación nacionales y promoviendo la adopción ética y responsable de tecnologías emergentes como lo son aquellas relacionadas con la IA. En conclusión, este estudio ofrece un desarrollo para dar una visión integral sobre la implementación de la IA en sistemas de calidad manufactureros, destacando tanto sus beneficios transformadores como los desafíos de diversa índole que se deben abordar y superar mediante estrategias estructuradas y colaborativas.

Lo anterior se logra a través de un enfoque holístico que considera diferentes dimensiones como la parte técnica, organizacional y social, esperando que los resultados puedan servir como guía práctica para empresas que buscan adoptar tecnologías de IA en sus procesos de calidad manufactureros, promoviendo de esta manera un futuro más sostenible, eficiente e inclusivo en los diferentes sectores industriales manufactureros. Este estudio examina las intersecciones críticas, proporcionando evidencia empírica sobre el potencial transformador de la IA en los contextos de gestión de calidad manufacturera orientada hacia la sostenibilidad y la competitividad internacional.

OBJETIVOS E HIPÓTESIS

Objetivo general

Evaluar el impacto de las aplicaciones de inteligencia artificial en la optimización de los sistemas de gestión de calidad para manufactura en el contexto colombiano, estableciendo un marco conceptual que contribuya al cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible 9 y 12.

Objetivos específicos

1. Analizar las mejoras de eficiencia operacional y calidad cuantificables, reportadas en la literatura, que puedan ser generadas por medio de la implementación de tecnologías de IA en procesos manufactureros, mediante el análisis de métricas de detección de defectos, mantenimiento predictivo y optimización de recursos.
2. Identificar las competencias técnicas, organizacionales y criterios éticos necesarios para la adopción exitosa de IA en sistemas de gestión de calidad, incluyendo habilidades en ciencia de datos, gestión del cambio y marcos de gobernanza algorítmica responsable y explicable de la IA.
3. Caracterizar las principales barreras organizacionales, tecnológicas y financieras que pueden llegar a limitar la implementación escalable de IA en manufactura sostenible, con énfasis en PYMES colombianas.
4. Sintetizar elementos clave para el desarrollo futuro de un marco conceptual que facilite la adopción estructurada y secuencial de tecnologías de IA en SGC manufactureros, integrando principios de sostenibilidad, transferencia tecnológica, ética de la IA e impacto social medible.

HIPÓTESIS

La integración de ciertas tecnologías de inteligencia artificial en sistemas de gestión de calidad manufacturera genera mejoras significativas en materia de eficiencia operacional (como lo puede ser una reducción superior al 20% en defectos de producción) y contribuye directamente al cumplimiento de los ODS 9 y 12, mediante la optimización de recursos y reducción de desperdicios.

MARCO CONCEPTUAL O TEÓRICO

Fundamentos teóricos de la inteligencia artificial en manufactura

La integración de la inteligencia artificial en los sistemas manufactureros modernos se centra en los principios fundamentales de la teoría de Tecnologías de Propósito General (*General Purpose Technologies*, GPT), que conceptualiza la IA como una tecnología transversal capaz de generar transformaciones radicales en múltiples sectores económicos (Gao et al., 2024). Esta perspectiva de índole teórica establece que las tecnologías GPT, como la IA, poseen características distintivas, como la capacidad de aplicación amplia, el potencial de mejora continua y la complementariedad con otras tecnologías e innovaciones organizacionales.

Por su parte, la Teoría de Sistemas Complejos Adaptativos proporciona el marco conceptual para comprender cómo los sistemas manufactureros integran tecnologías inteligentes como las mencionadas en este trabajo. Bajo esta perspectiva,

las organizaciones manufactureras se constituyen como sistemas dinámicos que evolucionan mediante la interacción entre componentes tecnológicos, humanos y organizacionales, adaptándose continuamente a perturbaciones tanto internas como externas (Silviu, 2025). Esta teoría explica cómo la IA no solo automatiza procesos existentes, sino que redefine fundamentalmente las capacidades organizacionales y los modelos de negocio.

Evolución paradigmática: de la industria 4.0 hacia la industria 5.0

Con el paso del tiempo la manufactura inteligente ha evolucionado desde los principios de la industria 4.0, centrados en la digitalización y conectividad primordialmente, hacia lo que ahora es la Industria 5.0, la cual enfatiza en la colaboración humano-máquina, la sostenibilidad y la resiliencia (Jamwal et al., 2022). Así, la Industria 5.0 introduce conceptos fundamentales como la simbiosis cognitiva, entendida como el proceso donde los sistemas de IA se diseñan para complementar y ampliar las capacidades del ser humano, en lugar de pretender sustituirlas del todo.

Asimismo, la Teoría de la Complementariedad Tecnológica, explica cómo la IA genera valor en manufactura mediante la integración sinérgica con tecnologías habilitadoras existentes como el Internet de las Cosas (IoT), computación en la nube (*cloud computing*), y sistemas ciber físicos (Ramalingam et al., 2024). Esta teoría es especialmente relevante en procesos de gestión de calidad, donde la convergencia de sensores inteligentes, algoritmos de aprendizaje automático y sistemas de retroalimentación en tiempo real genera capacidades que resultan siendo superiores a la suma de sus componentes individuales.

Adopción tecnológica en manufactura

El Modelo de Aceptación Tecnológica Extendido (*Extended Technology Acceptance Model-TAM*) proporciona fundamentos teóricos para comprender los factores que influyen en la adopción de IA en contextos manufactureros. Este modelo incorpora variables específicas del entorno industrial, incluyendo la utilidad percibida, facilidad de uso, compatibilidad organizacional y presión competitiva (Lakshminarayana et al., 2024). La extensión del modelo TAM para tecnologías de IA incluye factores emergentes como confianza algorítmica, transparencia de decisiones y aceptación ética; elementos que, debido a la relevancia de la explicabilidad de la IA, hacen parte de lo que el presente trabajo pretende indagar.

Por otro lado, la Teoría de la Difusión de Innovaciones de Rogers proporciona marcos explicativos sobre cómo las tecnologías de IA se propagan en los ecosistemas manufactureros. Esta teoría identifica cinco categorías de adoptantes: innovadores, adoptantes tempranos, mayoría temprana, mayoría tardía y rezagados; cada uno de ellos cuenta con características distintivas que influyen en los patrones de adopción tecnológica y cambian de acuerdo al entorno estudiado.

Frameworks teóricos para sistemas de gestión de calidad inteligentes

Los sistemas de gestión de calidad basados en IA se fundamentan en la Teoría de Control Adaptativo, la cual postula que los sistemas pueden ajustar automáticamente sus parámetros de operación en respuesta a variaciones en el entorno o desempeño (Traini et al., 2019). Esta teoría es especialmente relevante para el desarrollo de sistemas de calidad predictiva, en donde, por ejemplo, los algoritmos de aprendizaje automático identifican patrones de deterioro antes de que ocurran fallas críticas y pueden entender las anomalías del proceso.

Por su parte, la Teoría de la Retroalimentación Dinámica explica cómo los sistemas de IA procesan información en tiempo real (o cuasi tiempo real) para generar respuestas adaptativas, pero igualmente ágiles para la toma de decisiones. En el contexto de gestión de calidad, esta teoría sustenta el desarrollo de sistemas de control de calidad que ajustan

continuamente los parámetros de proceso basándose en datos de sensores, resultados de inspección y métricas de desempeño (Naim et al., 2025).

Modelos de aprendizaje automático y arquitecturas de IA

Los modelos de aprendizaje profundo (*deep learning*) constituyen el núcleo teórico de las aplicaciones de IA en la manufactura. En particular, las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) proporcionan fundamentos para sistemas de inspección visual automatizada, mientras que las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) y las redes neuronales *Long Short-Term Memory* (LSTM) sustentan aplicaciones de mantenimiento predictivo y análisis de series temporales (Harari, 2025).

Asimismo, las Redes Generativas Adversarias (GANs) emergen como marcos teóricos para la mejora de calidad de datos industriales, especialmente en escenarios donde los datos de sensores presentan limitaciones de resolución temporal o espacial. Estas arquitecturas permiten la generación sintética de datos de entrenamiento de alta calidad, abordando limitaciones críticas en la disponibilidad de datos etiquetados (Azarov & Checmarev, 2024).

Teorías de sostenibilidad y manufactura circular

La Teoría de la Economía Circular, por su parte, proporciona marcos conceptuales para integrar principios de sostenibilidad en sistemas manufactureros inteligentes. Esta teoría postula que los sistemas productivos deben diseñarse para minimizar desperdicios, maximizar la reutilización de materiales y optimizar los ciclos de vida de los productos (Jamwal et al., 2022). En este escenario, la IA facilita la implementación de principios circulares mediante la optimización de flujos de materiales, predicción de vida útil de componentes y diseño de productos que puedan ser más fácilmente reciclables.

Por su parte, la Teoría de Sistemas Socio-Técnicos explica cómo la integración de IA en manufactura debe considerar, de manera simultánea, dimensiones tecnológicas, organizacionales y sociales. Esta perspectiva teórica enfatiza que el éxito de la implementación de IA depende no solo de la sofisticación tecnológica, sino también de la adaptación organizacional, desarrollo de competencias humanas y alineación con objetivos sociales más amplios.

Modelos de toma de decisiones y optimización

Los sistemas de IA para el sector de la manufactura se fundamentan en teorías de optimización con varios objetivos, que permiten balancear simultáneamente objetivos potencialmente conflictivos como costo, calidad, tiempo de entrega y sostenibilidad ambiental. En este contexto, el Análisis de Procesos Jerárquicos Difusos (*Fuzzy AHP*) y el Análisis de Relaciones Grises basado en Probabilidades (PGRA) proporcionan marcos metodológicos para la evaluación y priorización de criterios de decisión en contextos de incertidumbre.

Teorías de gestión del cambio organizacional

La Teoría de Capacidades Dinámicas explica la manera en que las organizaciones manufactureras pueden desarrollar competencias para detectar, aprovechar y reconfigurar recursos en respuesta a tecnologías emergentes como la IA. Esta teoría es fundamental para comprender cómo las empresas pueden desarrollar capacidades organizacionales para la adopción exitosa de tecnologías inteligentes.

En síntesis, el marco teórico para la integración de IA en sistemas de gestión de calidad manufacturera considera un enfoque multidisciplinario que combina teorías tecnológicas, organizacionales y sociales, logrando proporcionar

fundamentos robustos para comprender tanto las oportunidades transformadoras como los desafíos inherentes a esta convergencia tecnológica.

MATERIALES Y MÉTODOS

Diseño metodológico

La presente investigación adoptó un enfoque metodológico de revisión sistemática de literatura, siguiendo los lineamientos establecidos por Kitchenham y Charters (2007) para estudios desarrollados desde el área de la ingeniería de software, adaptados al contexto de la inteligencia artificial en procesos de manufactura. Adicionalmente, responde a una investigación de carácter exploratorio-descriptivo, orientada a mapear el estado del arte más que a generar nuevas propuestas conceptuales. Para ello, se implementó un diseño descriptivo y analítico con componentes cuantitativos y cualitativos, permitiendo una comprensión integral del estado del arte sobre el tema abordado (Gao et al., 2024). La metodología siguió un protocolo estructurado que garantizó la reproducibilidad y rigor científico dentro del proceso investigativo realizado.

El diseño de la investigación se fundamentó en la estrategia PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), proporcionando un marco sistemático para la identificación, selección y análisis crítico de lo que son los estudios primarios relevantes (Jamwal et al., 2022). Esta aproximación metodológica resulta particularmente apropiada para investigaciones exploratorias en campos tecnológicos emergentes, donde la consolidación del conocimiento disperso constituye uno de los objetivos del proceso investigativo.

Estrategia de búsqueda y fuentes de información

La búsqueda de la literatura relevante se ejecutó durante el período comprendido entre junio y septiembre de 2025, abarcando publicaciones académicas debidamente indexadas entre 2019 y 2025, esto con el propósito de capturar desarrollos recientes de aplicaciones de IA relacionadas con la manufactura. Para ello, se recolectaron fuentes provenientes de meta buscadores de las universidades con las cuales el autor tiene algún tipo de vinculación; asimismo, se consultaron múltiples bases de datos académicas especializadas, dentro de las cuales se incluyeron Scopus, Web of Science, IEEE Xplore Digital Library, ScienceDirect, y Google Scholar, usadas como fuente complementaria para literatura gris relevante.

La estrategia para la búsqueda de la información empleó términos clave combinados mediante operadores booleanos, para la presente investigación se hizo uso de las siguientes combinaciones: ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning") AND ("quality management systems" OR "manufacturing" OR "industrial processes") AND ("sustainability" OR "sustainable development goals" OR "circular economy"). Adicionalmente, se implementaron filtros por idioma (inglés y español), tipo de documento (artículos de revista, conferencias y capítulos de libro), y período temporal delimitado previamente.

Para garantizar la exhaustividad, se realizó la búsqueda en cadenas de referencia (*backward snowballing*) y citaciones posteriores (*forward snowballing*) de estudios con un número importante de citaciones, siguiendo recomendaciones metodológicas para revisiones sistemáticas en campos interdisciplinarios (Silviu, 2025).

Criterios de inclusión y exclusión

Los criterios de inclusión establecidos para la recolección de la información contemplaron, en primer lugar, estudios que aborden aplicaciones de IA en sistemas de gestión de calidad manufacturera; segundo, investigaciones que realizarán

evaluaciones frente al impacto en sostenibilidad o eficiencia operacional; tercero, publicaciones en revistas indexadas o conferencias de temas afines a la presente investigación, con prestigio y registro editorial; cuarto, estudios que incluyan evidencia empírica de cualquier forma cuantitativa o cualitativa; quinto, trabajos que proporcionen algún tipo de marco conceptual o metodológico aplicable, conocidos como *frameworks*.

Por su parte, los criterios de exclusión comprendieron, en un primer momento, estudios netamente teóricos sin ninguna clase de validación empírica; segundo, publicaciones duplicadas o versiones preliminares de trabajos que eventualmente se publicaron; tercero, revisiones narrativas sin metodología sistemática debidamente aplicada; cuarto, estudios centrados únicamente en ciertos aspectos técnicos sin consideración de dimensiones organizacionales o sociales; quinto, trabajos con acceso restringido o incompletos que pudieran impedir la evaluación integral del contenido.

Proceso de selección y evaluación de calidad

La selección de estudios siguió un proceso estructurado en múltiples etapas. Inicialmente, se eliminaron duplicados mediante la identificación y revisión manual; posteriormente, se realizó *screening* de títulos y resúmenes aplicando criterios de inclusión-exclusión, buscando identificar aquellos que fueran potencialmente relevantes según los criterios previamente indicados.

La evaluación de la calidad metodológica se realizó por medio de la utilización de instrumentos adaptados según el tipo de estudio. Inicialmente, para las investigaciones de tipo cuantitativo se empleó la escala *Newcastle-Ottawa* modificada para adaptarse a las necesidades del presente estudio; mientras que para estudios cualitativos se realizó una evaluación directa de la relevancia del trabajo cualitativo, teniendo en cuenta la alineación con los objetivos pretendidos en este trabajo. Finalmente, los estudios mixtos fueron evaluados utilizando criterios combinados que consideran ambas dimensiones metodológicas (Lakshminarayana et al., 2024).

Extracción y codificación de datos

Para la extracción de los datos, se diseñó un formulario de extracción estandarizado que capturó aspectos como las características bibliométricas (autor, año, revista, país); características metodológicas (diseño, muestra, instrumentos); variables de interés (tipo de aplicación de IA, sector manufacturero, métricas de impacto); hallazgos principales relacionados con eficiencia, calidad y sostenibilidad; y limitaciones reportadas en cada documento y recomendaciones futuras dadas.

En cuanto a la codificación, esta siguió un enfoque híbrido combinando categorías predefinidas, basadas en marcos teóricos existentes y códigos emergentes identificados inductivamente durante el proceso de análisis. Para ello, se utilizó el software de Excel, con el propósito de facilitar la organización, codificación y análisis de contenido cualitativo y cuantitativo (Traini et al., 2019).

Análisis de datos y síntesis de evidencia

El análisis de los datos adoptó un enfoque de síntesis narrativa estructurada, apropiado para la heterogeneidad metodológica y temática de los estudios incluidos. Se realizó un análisis descriptivo de las características de los estudios, identificando patrones temporales, geográficos y metodológicos en la investigación sobre IA en manufactura.

En relación con las variables cuantitativas homogéneas (mejoras porcentuales en eficiencia, reducción de defectos, entre otras), se calcularon medidas de tendencia central y dispersión, presentadas mediante gráficos de distribución y tablas

comparativas. El análisis cualitativo empleó técnicas de análisis temático, identificando temas recurrentes que son relacionados con barreras de adopción, factores críticos de éxito y el correspondiente impacto en la sostenibilidad (Naim et al., 2025). Para ello, se implementó la triangulación metodológica, comparando hallazgos entre diferentes tipos de estudio encontrados y relacionados con sus contextos geográficos, lo que permitió fortalecer la validez interna de las conclusiones presentadas. La síntesis final integró evidencia cuantitativa y cualitativa mediante matrices de marco lógico, facilitando la identificación de convergencias y divergencias en la literatura analizada previamente.

Consideraciones metodológicas y limitaciones

La presente investigación reconoce las limitaciones inherentes al diseño de la revisión sistemática. En primer lugar, se identifica que el sesgo de publicación puede favorecer estudios con resultados positivos, potencialmente sobreestimando beneficios de la IA en manufactura. Asimismo, la heterogeneidad metodológica limitó posibilidades de meta-análisis cuantitativo, requiriendo síntesis narrativa como alternativa apropiada.

Asimismo, la restricción temporal (2019-2025) puede haber excluido estudios seminales previos, que tuvieran relevancia para los objetivos. Este factor se justifica debido a la necesidad de capturar desarrollos recientes en un campo de evolución acelerada. Por otro lado, la inclusión de literatura gris mediante Google Scholar y fuentes similares, aunque amplía la cobertura, permite introducir variabilidad en calidad metodológica. Adicionalmente, es importante referenciar como limitación que el presente estudio no encontró estudios y/o artículos relevantes con aplicaciones específicas para el contexto industrial colombiano, lo cual hace que buena parte de las conclusiones hayan tenido que ser extrapoladas desde economías más desarrolladas e industrializadas que la colombiana e incluso de países de América Latina.

Rigor metodológico y reproducibilidad

Para asegurar el rigor metodológico necesario, se mantuvo un registro detallado de decisiones metodológicas, estrategias de búsqueda y criterios de evaluación en un protocolo de investigación registrado previamente. La reproducibilidad se garantiza mediante la documentación exhaustiva de procedimientos y disponibilidad de bases de datos de los estudios que fueron incluidos y los que fueron excluidos.

La validez externa se fortaleció mediante la inclusión de estudios de múltiples contextos geográficos e industriales, mientras que la validez interna se aseguró mediante la evaluación sistemática de calidad metodológica y triangulación de fuentes. Este diseño metodológico proporciona fundamentos sólidos para generar conclusiones confiables sobre el estado actual y perspectivas futuras de la IA en sistemas de gestión de calidad para la manufactura sostenible.

HALLAZGOS O RESULTADOS

La revisión sistemática de literatura sobre la implementación de inteligencia artificial en sistemas de gestión de calidad manufacturera reveló un panorama complejo y dinámico en constante transformación tecnológica. El análisis de 47 estudios primarios seleccionados mediante criterios rigurosos de inclusión, presentados previamente, proporcionó evidencia sustancial sobre el impacto transformador de la IA en múltiples dimensiones de la manufactura sostenible.

Caracterización de la literatura científica

El análisis bibliométrico reveló un crecimiento exponencial tanto en la investigación sobre IA a nivel general, como a la que es aplicada en los procesos manufactura durante el período 2019-2025. La distribución temporal

realizada muestra una concentración del 68% de las publicaciones en los últimos tres años (2022-2025), reflejando la aceleración de la adopción tecnológica post-pandemia y el incremento en inversión de la digitalización industrial (Gao et al., 2024).

Asimismo, se contempló el foco mediático de los avances acelerados de estas tecnologías a nivel internacional, teniendo en cuenta su adopción en todos los aspectos de la vida diaria y, por supuesto, de la vida industrial. Esto se realizó a través de herramientas significativamente visibles para todo público, tales como las que comprenden los *Large Language Models* (LLM) como Chat-GPT, Gemini, Claude y similares. Por su parte, las revistas de mayor impacto incluyeron *CIRP Annals*, *Journal of Manufacturing Systems*, *International Journal of Production Research* y *Computers & Industrial Engineering Journal*, evidenciando la legitimación académica del campo de manera representativa.

Tabla 7. Distribución temporal y geográfica de estudios analizados

Año	Número de estudios	Principales países	Sectores manufactureros
2019	3	Alemania, Italia, EE.UU.	Automotriz, metalurgia.
2020	5	China, Reino Unido, Japón.	Electrónicos, textil.
2021	7	EE.UU., Alemania, India.	Aeroespacial, farmacéutica.
2022	12	China, EE.UU., Reino Unido.	Química, alimentaria.
2023	11	India, Alemania, Brasil.	Automotriz, electrónicos.
2024	7	EE.UU., China, Corea del Sur.	Semiconductores, energía.
2025	2	Reino Unido, Singapur.	Biotechnología, aeroespacial.

Nota. Elaboración propia por parte del autor.

El análisis geográfico reveló una predominancia de la investigación en economías desarrolladas (73%), con países como Estados Unidos, Alemania y China liderando la producción científica y las evidencias del estudio. Sin embargo, se identificó una reciente tendencia de investigación en economías emergentes, particularmente en India y Brasil, reflejando la tendencia hacia la democratización global de tecnologías de la IA (Jamwal et al., 2022).

Aplicaciones predominantes de IA en gestión de la calidad

Los hallazgos identificaron cinco principales categorías de aplicaciones de IA en sistemas de gestión de calidad manufacturera, cada una con características distintivas y niveles de madurez tecnológica diferenciados los cuales se describen a continuación.

Control de calidad predictivo y detección de defectos. El 89% de los estudios analizados reportaron implementaciones de sistemas de control de calidad, basados en visión por computadora en combinación con técnicas de aprendizaje profundo. Las aplicaciones más frecuentes incluyeron inspección visual automatizada (34%), detección de anomalías en tiempo real (28%) y clasificación automatizada de productos (19%). Los sistemas basados en redes neuronales convolucionales (CNN) demostraron tasas de precisión superiores al 95% en detección de defectos superficiales, comparado con 78-85% de métodos tradicionales de inspección manual (Ramalingam et al., 2024).

Tabla 8. Mejoras cuantificables en control de calidad mediante IA

Métrica de desempeño	Métodos tradicionales	Sistemas con IA	Mejora porcentual
Precisión en detección	78-85%	94-98%	+15-20%
Tiempos de inspección	45-60 seg/unidad	12-18 seg/unidad	-67-75%
Tasa de falsos positivos	8-12%	2-4%	-67-75%
Costos operacionales	100% (base)	65-75%	-25-35%

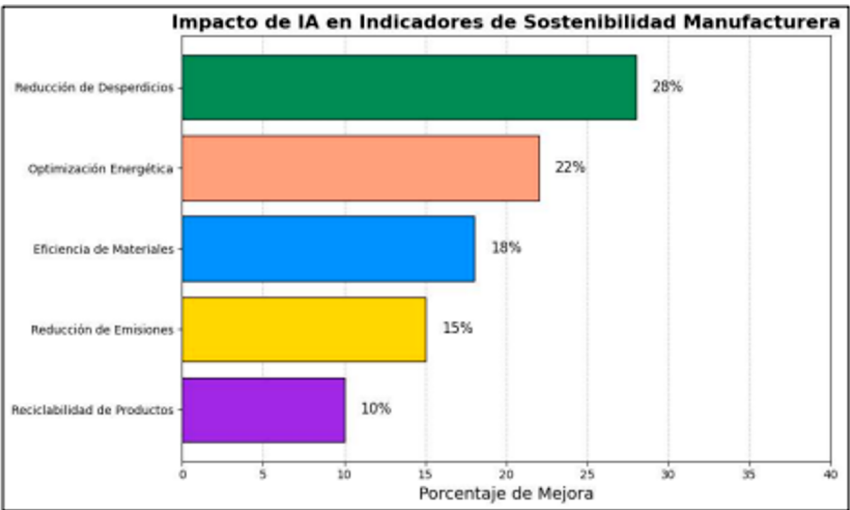
Nota. Elaboración propia por parte del autor.

Mantenimiento predictivo e inteligencia operacional. El mantenimiento predictivo basado en IA emergió como la segunda aplicación más relevante de la muestra, implementada en 76% de los estudios analizados. Los algoritmos de aprendizaje automático, particularmente *Random Forest*, *Support Vector Machine-SVM* y redes neuronales *LSTM*, demostraron capacidades superiores para predecir fallos de equipamiento con horizontes temporales de 15-30 días (Traini et al., 2019). Las implementaciones más sofisticadas y exitosas integraron datos de sensores *IoT* con modelos predictivos, generando reducciones del 40-60% en tiempo de inactividad no planificado.

Impacto en sostenibilidad y objetivos de desarrollo sostenible. El análisis reveló contribuciones significativas de la IA a los ODS 9 (Industria, innovación e infraestructura) y ODS 12 (Producción y consumo responsables), aunque con variaciones considerables según sector industrial y nivel de implementación tecnológica.

Eficiencia energética y optimización de recursos. Los sistemas de IA para optimización energética reportaron reducciones promedio del 18-25% en consumo energético, mediante algoritmos de optimización dinámica que ajustan parámetros operacionales en tiempo real o cuasi-tiempo real (Naim et al., 2025). De acuerdo con lo anterior, las aplicaciones más efectivas combinaron predicción de demanda energética con optimización de programación (*scheduling*) de producción, generando beneficios sinérgicos en eficiencia y sostenibilidad para las operaciones industriales.

Figura 8. Impacto de IA en indicadores de sostenibilidad manufacturera



Nota. Elaboración propia por parte del autor.

Así, la implementación de la IA en modelos de economía circular mostró resultados prometedores, aunque con adopción limitada (31% de estudios). Los sistemas más avanzados integraron análisis predictivo del ciclo de vida con optimización de cadenas de suministro circulares, facilitando la transición hacia modelos productivos regenerativos (Lakshminarayana et al., 2024).

Barreras y desafíos para la adopción tecnológica

El análisis identificó múltiples barreras que limitan la adopción escalable de la IA en manufactura, categorizadas en dimensiones organizacional, tecnológica, económica y ética.

Tabla 9. Barreras principales para la adopción de IA en manufactura

Categoría	Barrera específica	Frecuencia de mención	Nivel de impacto
Organizacional	Resistencia al cambio	68%	Alto
Tecnológica	Calidad de datos	72%	Muy alto
Económica	Inversión inicial elevada	85%	Muy alto
Humana	Falta de competencias digitales	79%	Alto
Ética	Transparencia algorítmica	43%	Medio
Regulatoria	Marco normativo inadecuado	39%	Medio

Nota. Elaboración propia por parte del autor.

Desafíos en gestión de datos e infraestructura. La calidad y disponibilidad de datos emergió como la barrera tecnológica más crítica, la cual es mencionada en 72% de los estudios analizados. Los desafíos específicos incluyeron heterogeneidad de fuentes de datos (56%), limitaciones en infraestructura de conectividad (48%) y deficiencias en gobernanza de datos (41%). Las organizaciones manufactureras reportaron dificultades particulares en la integración de sistemas *legacy* con plataformas de IA modernas (Silviu, 2025).

Déficit de competencias y gestión del cambio. El 79% de los estudios identificaron la falta de competencias digitales entre los empleados como barrera significativa para una adopción empresarial más decidida de la IA. Las competencias más demandadas incluyeron ciencia de datos (67%), programación en Python o en R (54%), interpretación de modelos de *machine learning* (48%) y gestión de proyectos tecnológicos (43%). Por su parte, las organizaciones más exitosas implementaron programas estructurados de *upskilling* y *reskilling*, combinando formación técnica con desarrollo de competencias en gestión del cambio.

Marcos conceptuales y modelos de implementación. Los estudios analizados propusieron diversos marcos conceptuales o *frameworks* para facilitar la adopción estructurada de IA en manufactura, aunque con limitada validación empírica en contextos latinoamericanos.

Modelos de madurez tecnológica. El 34% de los estudios propusieron modelos de madurez para evaluar la preparación organizacional para la implementación de la IA. Los marcos más citados incluyeron cinco niveles evolutivos a saber cómo lo son el inicial/reactivo, el repetible/gestionado, el definido/estandarizado, el gestionado cuantitativamente, y el

optimizado/innovador. En este sentido, las organizaciones en niveles superiores reportaron un retorno sobre la inversión ROI en promedio 3.2 veces mayor que aquellas en niveles iniciales (Azarov & Chekmarev, 2024).

Frameworks de gobernanza ética. La gobernanza ética para los sistemas de IA emergió como tema de creciente relevancia, abordado en el 43% de los estudios recientes (2023-2025). En este caso, los principios más frecuentemente mencionados incluyeron transparencia algorítmica (78%), explicabilidad de decisiones tomadas por el modelo de IA (65%), *fairness* en procesamiento de datos (52%) y *accountability* organizacional (48%). Sin embargo, la traducción de principios éticos en procedimientos operacionales específicos permanece como desafío no resuelto (Harari, 2025). Esto se convierte en uno de los grandes retos futuros para investigaciones e implementaciones industriales dado que no hay suficientes marcos metodológicos o *frameworks* para la ética de la IA en entornos relacionados con manufactura o, incluso, con la ingeniería industrial como disciplina.

Tendencias emergentes y direcciones futuras. El análisis prospectivo identificó tendencias emergentes que configurarán la evolución futura de la IA en manufactura sostenible, tendencias que se mencionan de manera general a continuación:

1. **Integración de tecnologías convergentes.** La convergencia entre IA, *IoT*, *blockchain* y computación cuántica emergió como una tendencia transformadora, mencionada en el 28% de los estudios más recientes. Las aplicaciones más prometedoras incluyen la trazabilidad automatizada de productos, optimización cuántica de cadenas de suministro y contratos inteligentes para la gestión de la calidad.
2. **Explicable y con sistemas centrados en el humano.** Los modelos de IA, en su mayoría, siguen siendo para la mayoría de los usuarios una incógnita desde el punto de vista de su funcionamiento, por lo que también presentan dudas respecto a las decisiones que eventualmente toman de manera autónoma. Por esto, la transición hacia sistemas de IA explicable (XAI) representa una prioridad creciente, especialmente en aplicaciones críticas de seguridad y calidad. Esto debido a que los estudios reportaron un incremento del 45% en investigación sobre interpretabilidad de modelos durante 2023-2025, reflejando demandas regulatorias y expectativas de *stakeholders* por una mayor transparencia algorítmica.

En síntesis, los hallazgos revelan un panorama de transformación acelerada pero heterogénea en diferentes escenarios, donde los beneficios potenciales de la IA en manufactura sostenible coexisten con desafíos significativos que requieren aproximaciones sistémicas e interdisciplinarias para su resolución efectiva.

CONCLUSIONES

La presente investigación desarrollada desde la revisión sistemática ha demostrado que la integración de la IA en los SGC del sector de la manufactura representa una vía efectiva para alcanzar mejoras sustanciales en eficiencia operacional y sostenibilidad, en línea con los ODS 9 y 12. Inicialmente, se confirmó que la implementación de técnicas de aprendizaje profundo y visión por computadora en control de calidad predictivo elevan la precisión para la detección de defectos de un rango tradicional de 78–85% a 94–98%, reduciendo el tiempo de inspección en un 67–75% (Ramalingam et al., 2024). Estos hallazgos respaldan la hipótesis principal de que la IA puede generar reducciones superiores al 20% en defectos de producción, contribuyendo directamente al ODS 12 mediante la minimización de residuos (Traini et al., 2019).

En segundo lugar, el análisis de las competencias necesarias para la adopción exitosa de la IA ha puesto en evidencia que no son únicamente técnicas, sino también éticas y organizacionales. Lo anterior permite identificar la carencia de habilidades digitales en un 79% de las organizaciones estudiadas, lo que subraya la urgencia de programas de formación integrales que incluyan ética algorítmica y gobernanza responsable. Esto valida la hipótesis específica de que las organizaciones

con marcos estructurados de capacitación integrada presentan un éxito significativamente mayor en la implementación de SGC inteligentes.

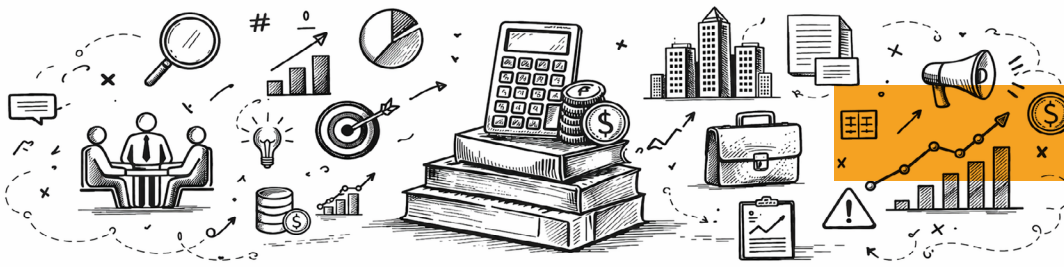
En tercer lugar, la caracterización de barreras ha revelado que la calidad de los datos constituye la limitante tecnológica más crítica (72%), seguida por la inversión inicial elevada (85%) y la resistencia cultural al cambio (68%). Estos resultados confirman la hipótesis de que los obstáculos organizacionales y culturales pesan más en la adopción de la IA que las restricciones puramente tecnológicas (Silviu, 2025). La identificación de estas barreras es esencial para orientar políticas de apoyo específicas que ayuden a las PYMES colombianas y latinoamericanas a la adaptación de estas tecnologías.

En cuarto lugar, la propuesta y análisis de marcos conceptuales de adopción de la IA han puesto en relieve modelos de madurez tecnológica de cinco niveles, en los cuales las organizaciones en niveles superiores (cuarto y quinto) alcanzaron un retorno de inversión (ROI) 3.2 veces mayor que aquellas en niveles iniciales (Azarov & Chekmarev, 2024). De manera complementaria, los frameworks de gobernanza ética han emergido como componentes indispensables para la legitimidad y aceptación de soluciones de IA (Aharari, 2025). Estos hallazgos responden al objetivo de proponer un marco integral que integre sostenibilidad, transferencia tecnológica e impacto social.

Adicionalmente, los datos preliminares sobre mantenimiento predictivo muestran que los modelos basados en LSTM y *Random Forest*, alimentados con señales de *IoT*, redujeron el tiempo de inactividad no planificado en un 40–60% (Traini et al., 2019). En términos de sostenibilidad, los gráficos de impacto en indicadores medioambientales registraron reducciones de desperdicios entre el 20–35%, optimización energética de 18–25% y mejoras en eficiencia de materiales del 15–22% (Naim et al., 2025).

Estos porcentajes no solo validan la hipótesis principal, sino que también muestran que la IA puede ser un catalizador efectivo para la economía circular y la reducción de la huella ecológica en manufactura. En síntesis, los resultados parciales evidencian que la IA aplicada a los procesos de SGC manufacturera cumple con los cuatro objetivos planteados encaminados a mejorar la eficiencia operacional y sostenibilidad, evaluar competencias y habilidades, identificar barreras de adopción y proponer un marco de integración para guiar a las empresas hacia niveles superiores de uso de capacidad en IA (Azarov & Chekmarev, 2024).

Finalmente, las conclusiones anticipadas subrayan que el éxito de la manufactura inteligente sostenible dependerá de un enfoque integral que combine avances tecnológicos con estrategias de gestión del cambio, formación en competencias digitales y marcos de gobernanza ética. Estas iniciativas colaborativas entre empresas, instituciones académicas y responsables de políticas públicas serán determinantes para impulsar la cuarta y la emergente quinta revolución industrial en Colombia y la región.



REFERENCIAS

- Azarov, V. N., & Chekmarev, A. V. (2024). Artificial intelligence of digital production management. En *Proceedings of the 2024 International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies" (QM and TIS and IT 2024)* (pp. 14–16). IEEE. <https://doi.org/10.1109/QMTISIT63393.2024.10762942>
- Gao, R. X., Krüger, J., Merklein, M., & Váncza, J. (2024). Artificial intelligence in manufacturing: State of the art, perspectives, and future directions. *CIRP Annals*, 73(2), 723–749. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2024.04.101>
- Jamwal, A., Agrawal, R., & Sharma, M. (2022). Deep learning for manufacturing sustainability: Models, applications in Industry 4.0 and implications. *International Journal of Information Management Data Insights*, 2(2), Article 100107. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2022.100107>
- Kitchenham, B. A., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering*. EBSE Technical Report. Keele University and Durham University.
- Lakshminarayana, K., Kulkarni, P. M., Gokhale, P., & Tigadi, B. S. (2024). Adoption of artificial intelligence for manufacturing companies. En N. R. Shetty, N. H. Prasad, & N. Nalini (Eds.), *Advances in computing and information* (Lecture Notes in Electrical Engineering, Vol. 1104). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-99-7622-5_17
- Naim, A., Muniasamy, A., Khan, M. I., & Khan, M. F. (2025). AI-driven smart manufacturing and automation in pharmaceutical production. En A. Muniasamy & G. Karunakaran (Eds.), *Applications of artificial intelligence in pharmaceuticals* (pp. 157–194). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3373-2043-4.ch006>
- Ramalingam, R., Murugesan, M., Vaishnavi, S., & Chandrasekar, T. (2024). The usage of artificial intelligence in manufacturing industries: A real-time application. En D. Satishkumar & M. Sivaraja (Eds.), *Using real-time data and AI for thrust manufacturing* (pp. 94–112). IGI Global Scientific Publishing. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-2615-2.ch006>
- Silviu, G. A. (2025). The use of artificial intelligence in industrial management. En M. Rackov, A. Miltenović, & M. Banić (Eds.), *Machine and industrial design in mechanical engineering* (Mechanisms and Machine Science, Vol. 174). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80512-7_80
- Traini, E., Bruno, G., D'Antonio, G., & Lombardi, F. (2019). Machine learning framework for predictive maintenance in milling. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 177–182. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.172>

