

Impacto de las herramientas de inteligencia artificial en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura: una revisión sistemática de literatura.

Vivian Juliana De Fex Caro y Eduar Ferney Moreno Pulido

Trabajo de Grado para Optar el Título de Ingeniero Industrial

Director

Juan Felipe Reyes Rodríguez

Doctor of Philosophy in Management

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico - Mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2026

Dedicatorias

A Dios, por ser mi piloto y darme la oportunidad de alcanzar esta meta.

A mis padres Jhon De Fex y Mary Luz Caro quienes han sido mi motor; gracias por su entrega y amor incondicional, por estar siempre conmigo apoyándome en cada decisión, por creer en mi inicio antes de yo lo hiciera, este logro es por y para ustedes.

A mis hermanos Jhon Santiago y Josué por ser mis compañeros de vida

A mis abuelos Gladys Ortiz y Vicente Caro, gracias infinitas por ser mi refugio; su apoyo desde el primer momento fue el sostén para construir esta meta. Siempre estará conmigo su entrega y amor incondicional, este título también es de ustedes porque sin su ayuda esto no hubiera sido posible.

A mi novio Eduar Moreno que ha sido mi cómplice en todo este proceso, que me acompañó en noches de traspasado estudiando a mi lado, gracias por siempre estar conmigo, por entenderme y celebrar mis pequeños avances como si fueran tuyos. Por ayudarme, apoyarme y caminar junto a mí en este proceso. Este logro es más emocionante porque estuviste tú siempre en cada paso. Gracias por todo a mi futuro colega y compañero de éxitos.

A mis perritas Ary y Kyra que estuvieron en largas desveladas estudiando y acompañando siempre.

Y no menos importante a mis familiares y amigos cercanos que me ayudaron y me dieron aliento cada que lo necesitaba. En especial a Sofi que estuvo desde el primer momento conmigo así no nos soportáramos, apoyándome siempre.

Vivian De Fex

A Dios, por ser mi fuente inagotable de amor y fortaleza, por guiar cada paso y darme el impulso necesario para culminar esta etapa.

A mis padres, Cesar Moreno y Edith Pulido, por su gran amor y dedicación. Gracias por apoyarme incondicionalmente en cada momento de mi vida, por creer en mí y por cada uno de sus sacrificios que permitieron que tuviera oportunidades como esta. Sin ustedes, nada de esto hubiera sido posible. Este título les pertenece a ustedes.

Al amor de vida, Vivian De Fex, por darle luz a mi camino y brindarme su amor absoluto. Infinitas gracias por compartir esta hermosa etapa a mi lado, cada momento, trabajo, exposición y trasnocho fue más lindo cuando estuviste a mi lado. Por mostrarme una perspectiva más hermosa de la vida y ser mi mano derecha en todas nuestras locuras.

A Toby, Kyra y Ary, por su amor y lealtad inigualable.

A familiares y amigos cercanos que aportaron su grano de arena para alcanzar esta meta. En especial a Marlon Pérez, quien siempre creyó y nunca dudo de mí a pesar del entorno donde crecimos. Descansa en paz, hermano.

Eduar Moreno

Agradecimiento

Queremos expresar nuestra mayor gratitud a la Universidad Industrial de Santander, nuestra alma mater, por abrirnos las puertas del conocimiento y brindarnos todas las herramientas no solo para nuestra formación profesional sino como personas.

A la Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, por ser el escenario donde creamos y logramos nuestros sueños. Gracias a todos los docentes que hicieron parte de nuestro maravilloso pasaje por esta Escuela.

Un agradecimiento especial a nuestro director, el profesor Juan Felipe Reyes Rodríguez, por su disposición constante, por exigirnos siempre dar lo mejor de nosotros en este proyecto y por creer en el desde el primer día.

Vivian De Fex, Eduar Moreno.

Tabla de Contenido

	Pág.
Introducción	13
1. Cumplimiento de Objetivos	15
2. Planteamiento del Problema	16
3. Justificación	19
4. Objetivos.....	24
4.1. Objetivo General.....	24
4.2. Objetivos Específicos.....	24
5. Marco Teórico.....	25
5.1. Inteligencia Artificial.....	25
5.1.1. Definición y Clasificación de Herramientas de IA	25
5.1.2. Aplicaciones y Funcionalidad de la IA en las Organizaciones.....	29
5.1.3. Impacto de la IA en las Organizaciones.....	29
5.1.4. IA para el Medio Ambiente	30
5.1.5. Posibles Alteraciones de la IA	32
5.2. Sostenibilidad Corporativa.....	32
5.2.1. Sostenibilidad en Manufactura.....	33
5.2.2. Relación de las RSE con la Sostenibilidad en Manufactura	33

IMPACTO DE LA IA EN SOSTENIBILIDAD SOCIAL Y MEDIOAMBIENTAL	6
5.2.3. Funciones Operativas clave para la Sostenibilidad.....	36
5.3. Revisión Sistemática de Literatura	42
6. Metodología	43
6.1. Ruta Metodológica.....	43
6.2. Fases y Estructuración de la Investigación	44
6.3. Elección de Artículos para la Revisión Documental	47
6.4. Variables Metodológicas.....	47
6.5. Criterios de Inclusión y Exclusión	51
6.5.1. Criterios de Inclusión	51
6.5.2. Criterios de Exclusión.....	52
7. Resultados.....	53
7.1. Localización de Literatura sobre Herramientas de IA	53
7.1.1. Obtención de la Muestra Final de Artículos a Revisar	53
7.1.2. Análisis Bibliométrico	55
7.1.3. Análisis de Co-ocurrencia.....	58
7.2. Clasificación de las Herramientas de IA.....	62
7.3. Beneficios y oportunidades de las Herramienta de IA en sostenibilidad de Manufactura.....	68
7.4. Retos y desafíos de implementar herramientas de IA en Manufactura.....	79

7.5. Análisis Comparativo entre Hallazgos..... 86

7.6. Estrategias y Recomendaciones de aplicación de IA para la Sostenibilidad 89

7.7. Artículo Publicable 94

8. Conclusiones95

9. Recomendaciones98

Referencias Bibliográficas100

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1 <i>Tabla de cumplimiento de objetivos específicos</i>	15
Tabla 2 <i>Tabla de categorización de herramientas de IA</i>	27
Tabla 3 <i>Fases metodológicas y Actividades para cumplimiento de Objetivos</i>	46
Tabla 4 <i>Variables de Estudio</i>	48
Tabla 5 <i>Primera ecuación utilizada para encontrar información en Scopus</i>	49
Tabla 6 <i>Ecuación de búsqueda definitiva en Scopus</i>	50
Tabla 7 <i>Criterios de Exclusión para la Investigación Documental</i>	52
Tabla 8 <i>Principales revistas de Publicaciones sobre IA y Sostenibilidad (2021-2025)</i>	56
Tabla 9. <i>Cuadro Comparativo de Hallazgos de la Revisión de Literatura – Herramientas IA</i> ..	65
Tabla 10. <i>Aporte social por Herramienta de IA</i>	67
Tabla 11 <i>Cuadro Comparativo de Beneficios y Oportunidades de IA en Manufactura</i>	73
Tabla 12. <i>Retos y Desafíos al Implementar IA</i>	83
Tabla 13 <i>Comparativa de Hallazgos</i>	88

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1 <i>PRISMA aplicado para la Exclusión de documentos</i>	54
Figura 2 <i>Publicaciones por cada año</i>	55
Figura 3 <i>Revistas Científicas con más publicaciones del Tema de Estudio</i>	56
Figura 4 <i>Autores con más publicaciones del Tema de Estudio</i>	57
Figura 5 <i>Participación por País para la Producción de Literatura sobre IA y Sostenibilidad</i>	58
Figura 6 <i>Mapa de co-ocurrencia de Palabras Clave</i>	59
Figura 7 <i>Modelo de Seguimiento para uso de la IA</i>	90
Figura 8 <i>Esquema Estratégico para generar Sostenibilidad Social y Medioambiental</i>	91

Lista de Apéndices

Los apéndices están disponibles en el Repositorio Institucional.

Apéndice A. Matriz Rejilla de Localización de Artículos

Apéndice B. Artículo Publicable

Resumen

Título: Impacto de las herramientas de inteligencia artificial en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura: una revisión sistemática de literatura *

Autores: Vivian De Fex Caro, Eduar Moreno Pulido **

Palabras Clave: Inteligencia Artificial, Manufactura, Medio Ambiente, Sociedad, Sostenibilidad.

Descripción: El mundo evoluciona aceleradamente, y uno de los avances que más ha impactado el contexto empresarial es la Inteligencia Artificial (IA por sus siglas), cambiando la forma en que las empresas realizan sus operaciones. El problema frente a esta situación es que la misma evolución ha impulsado a las empresas a implementar mecanismos de sostenibilidad para ser competitivas y funcionales en el tiempo, y aunque la IA puede ser una herramienta de alto valor, existen muchos vacíos e incertidumbre sobre si los beneficios operativos compensaban la huella ambiental derivada de centros de datos y los riesgos sociales asociados. Entonces, el objetivo de este proyecto fue realizar una revisión sistemática de la literatura entre 2021 y 2025 para caracterizar aplicaciones, beneficios, desafíos y oportunidades de las herramientas de IA en operaciones de manufactura para la sostenibilidad social y medioambiental, y para cumplirlo se aplicó una metodología cualitativa basada en revisión sistemática de Scopus, donde se definieron ecuaciones de búsqueda, se realizaron filtrados iterativos, se aplicó el protocolo PRISMA y se establecieron criterios de inclusión y exclusión, para posteriormente codificar datos y ejecutar un análisis bibliométrico con VOSviewer. Entre los resultados se obtuvo un conjunto de 825 registros, pero tras el filtro de información por PRISMA, se identificaron solo 56 artículos con alta pertinencia a esta investigación. Los resultados mostraron cuatro funciones principales de las herramientas de IA en manufactura, que son pronóstico, control, mantenimiento y diseño, que contribuyeron a la eficiencia energética, optimización de recursos, reducción de emisiones y promoción de economía circular, además de mejorar seguridad laboral. La literatura predomina en China y cada caso la huella de carbono debe evaluarse individualmente porque depende del tamaño de la empresa, el contexto y las estrategias.

* Trabajo de Grado

** Facultad de ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Juan Felipe Reyes Rodríguez. PhD en administración.

Abstract

Title: Impact of artificial intelligence tools on the environmental and social sustainability of manufacturing operations: a systematic literature review.*

Authors: Vivian De Fex Caro, Eduar Moreno Pulido¹

Key Words: Artificial Intelligence, Manufacturing, Environment, Society, Sustainability.

Description: The world is evolving rapidly, and one of the advances that has most impacted the business landscape is Artificial Intelligence (AI), changing the way companies conduct their operations. The challenge in this context is that this same evolution has driven companies to implement sustainability mechanisms to remain competitive and functional over time. While AI can be a valuable tool, many gaps and uncertainties exist regarding whether the operational benefits outweigh the environmental footprint of data centers and the associated social risks. Therefore, the objective of this project was to conduct a systematic literature review between 2021 and 2025 to characterize the applications, benefits, challenges, and opportunities of AI in manufacturing operations for social and environmental sustainability. To achieve this, a qualitative methodology based on a systematic review of Scopus was applied. This involved defining search equations, performing iterative filtering, applying the PRISMA protocol, and establishing inclusion and exclusion criteria. Data was then coded, and a bibliometric analysis was performed using VOSviewer. The results yielded 825 records, but after PRISMA filtering, only 56 articles were identified as highly relevant to this research. The results showed four main functions of AI in manufacturing: forecasting, control, maintenance, and design. These functions contributed to energy efficiency, resource optimization, emissions reduction, and the promotion of a circular economy, as well as improved workplace safety. The literature is predominantly from China, and the carbon footprint of each case must be evaluated individually because it depends on the company's size, context, and strategies.

* Degree Work

¹Faculty of Physicomechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Director Juan Felipe Reyes Rodríguez. PhD in Management.

Introducción

El mundo evoluciona aceleradamente, y en los últimos años, esas transformaciones han sido más notorias, principalmente por avances exponenciales en tecnología. Con la Revolución Digital, el crecimiento acelerado de la interconectividad global y el cambio climático se han generado cambios, avances, desafíos y oportunidades en todo el mundo y en todos los sectores de la economía (Guerdis, 2022).

Frente a esto, uno de los avances más evidentes es el desarrollo tecnológico, especialmente con el desarrollo de la inteligencia artificial (IA), que ha marcado un hito importante para cambiar el horizonte que lleva la sociedad. Según Arabit et al. (2023), esta IA constituye una innovación que impacta múltiples sectores, desde la producción industrial hasta la agricultura, la salud, la educación y la gestión ambiental, siendo unos de los avances que más ha cambiado formas de trabajo, estudio o socialización en los últimos años.

Ahora bien, este cambio hace reflexionar sobre la influencia de las herramientas de IA como un problema creciente en el mundo y es la sostenibilidad ambiental y social, pues Álava et al (2023) afirman que las empresas más exitosas del siglo XXI adoptan la IA como un instrumento de mejora en su desempeño institucional, con aplicaciones sencillas en ámbitos simples, hasta escenarios más fuertes, con implementaciones en sistemas completos de producción, pero el rol aplicado a la sostenibilidad ambiental y social es una incertidumbre.

Entonces, la participación de la IA se basa en un progreso técnico a lo largo del tiempo, que cada vez permite avances más sólidos, con el uso de algoritmos más potentes, sistemas predictivos y modelos de aprendizaje profundo (Tenés, 2023). El problema es que, pese a todos

estos avances y mejoras, la adopción de las herramientas de IA va más allá de su rendimiento técnico, su uso plantea implicaciones para la sostenibilidad, tanto en términos de beneficios como de riesgos. Esto se afirma porque de acuerdo con Nishant et al. (2020) la IA permite optimizar procesos industriales, mejorar la eficiencia energética y monitorear recursos naturales. Sin embargo, su propia huella ambiental como energía, agua o minerales, exige un debate sobre su impacto total, porque no se sabe si es equiparable su beneficio comparado con el agua que demandan los enfriadores de los centros de datos que la alimentan (de Freitas et al., 2020).

Ahora bien, en función de responder esta situación, este proyecto tiene por objetivo analizar el impacto de las herramientas de inteligencia artificial en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones organizacionales, mediante una revisión sistemática de literatura científica reciente. Eso se realiza con el fin de identificar sus principales aplicaciones, beneficios, desafíos y oportunidades, y para conseguirlo, se plantea seguir una metodología de trabajada basada en una revisión sistemática, para clasificar la literatura actual, luego ver sus aportes y finalmente, analizar los resultados.

Este proyecto de grado está compuesto por un capítulo de resumen que presenta una síntesis general de lo que es el proyecto de grado, y su respectiva versión en inglés. Un acápite que muestra la tabla para indicar que secciones cumplen los objetivos específicos, la respectiva introducción al tema global, y posteriormente el planteamiento del problema, permitiendo caracterizar la necesidad de realizar esta investigación con base en un problema identificado. Se fijan objetivos y se establecen teorías previas para entender el tema y poder explicar luego, en el capítulo de metodología el cómo se cumplen esos objetivos. Finalmente, se responden los objetivos específicos en el capítulo de resultados, para luego redactar conclusiones y recomendaciones.

1. Cumplimiento de Objetivos

La tabla 1 a continuación muestra los instrumentos que cumplen cada objetivo específico.

Tabla 1

Tabla de cumplimiento de objetivos específicos

#	Objetivo	Cumplimiento del Objetivo
1	Localizar e identificar la literatura relevante relacionada con el Impacto de las herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura.	Capítulo de Resultados, en el ítem 8.1 de este documento se encuentra este desarrollo.
2	Clasificar las aplicaciones y/o herramientas de la inteligencia artificial que contribuyen a la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura.	Capítulo de Resultados, en el ítem 8.2 de este documento se encuentra este desarrollo.
3	Analizar los beneficios de la implementación de herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones de manufactura.	Capítulo de Resultados, en el ítem 8.3 de este documento se encuentra este desarrollo.
4	Describir limitaciones y riesgos de la implementación de herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones de manufactura.	Capítulo de Resultados, en el ítem 8.4 de este documento se encuentra este desarrollo.
5	Estructurar un esquema de recomendaciones para la aplicación de herramientas de IA a fin de promover la sostenibilidad social y medioambiental en operaciones de manufactura a partir de los hallazgos de la literatura.	Capítulo de Resultados, en el ítem 8.6 de este documento se encuentra este desarrollo.
6	Redacción de un artículo publicable con los hallazgos de la revisión sistemática para el repositorio de la Universidad.	Apéndice B. Artículo publicable.

2. Planteamiento del Problema

En los últimos 20 años, las operaciones de manufactura han evolucionado en gran medida, y si bien han conseguido adaptarse a nuevas tendencias de mercado y demandas de clientes, también han tenido que afrontar diferentes tensiones por la necesidad de responder a las demandas de sostenibilidad medioambiental y social. Esto ocurre porque todas las regiones del mundo se han degradado por el mismo avances y consumismo social, al punto que requiere acciones inmediatas para hacer frente a esta problemática, y el principal actor la industria mundial (Pimenow et al., 2025).

Lo anterior implica para las empresas adoptar estrategias de sostenibilidad, como transiciones ecológicas, reducción de emisiones y mejorar todas sus condiciones en general, y esto se debe hacer en paralelo a satisfacer la necesidad de mejorar la eficiencia, productividad y competitividad con tecnologías emergentes como la inteligencia artificial (García et al., 2024). Además, cabe resaltar que, aunque la adopción de las herramientas de IA promete optimizar procesos y apoyar estrategias sostenibles, existen vacíos conceptuales y empíricos significativos en su evaluación, pues si bien múltiples autores han evaluado sus impactos netos, cada uno lo ha hecho bajo un enfoque distinto, y el problema es no conocer un impacto real evaluando los resultados de esos distintos autores en diferentes áreas o contextos.

Además de esto, hay un problema con respecto a las posibles soluciones a la situación inicial, y es que, considerando que la literatura disponible está fragmentada entre distintas áreas, ya que algunos estudios hablan de algoritmos, otros de energía, otros de seguridad laboral, pero no existe una "caracterización" unificada. Esto implica que, al realizar la revisión sistemática

completa, se consigue abordar esas dimensiones con la literatura más actualizada, abordando las dimensiones que se consideran.

Ahora bien, si se evalúa el tema desde otra perspectiva, Verdecchia et al. (2023) afirman que existen varias incertidumbres en este medio, en primera instancia, hay una escasa integración de IA en el sector manufacturero, si bien es una oportunidad de desarrollo e innovación para mejorar esta situación, son limitados los escenarios que muestran implementaciones de esto. Además, muchos modelos de IA dependen excesivamente de datos históricos, lo cual limita su capacidad para responder a contextos ambientales o sociales que cambian diariamente, o que no siguen un patrón específico, principalmente para empresas que dependen de estos criterios, además, se genera incertidumbre sobre su efectividad en gobernanza ambiental (Nishant et al., 2020), sin mencionar el desconocimiento de uso.

Además de lo anterior, se vuelve paradójico el hecho de que la IA ofrece herramientas o mecanismos para optimizar procesos y hacerlos más eficientes en función de sostenibilidad social y medioambiental, pero a cambio, incrementa la huella digital. Dicho incremento llega al punto que en ciertos escenarios deja de ser funcional, y, por el contrario, afecta negativamente el medioambiente porque las estrategias no equiparan las necesidades generadas (Han et al., 2025; Anifowose & Anifowose, 2024).

Cabe resaltar que, en este mismo sentido, la literatura existente que caracteriza dicho impacto lo hace de forma específica en distintos contextos, ya que cada escenario que han abordado distintos autores ha sido diferente. Por esta razón, la solución al problema es dar con una “solución global”, lo que se consigue al estudiar múltiples posturas -mediante la revisión sistemática de

literatura- para encontrar un punto en común que permita encontrar una respuesta o punto de inflexión en el tema y respuesta al problema.

Por eso, Greif et al. (2024) explican que existen riesgos en el uso de IA que pueden derivar en problemas de seguridad de información y resultados obtenidos, y estos se generan a partir de un desconocimiento sobre el uso de esta nueva tecnología, lo que Tripathi et al. (2023) coincide como una herramienta emergente sobre la cual, la falta de formación para entender su potencial y uso, hace que más que una herramienta de innovación, sea un riesgo para las empresas por implementar apresuradamente y sin un estándar o guía correcta.

Frente a esto, hay una variable que genera impacto en esta investigación, y es que la IA es una tecnología cambiante y evolutiva, que si bien lleva años en desarrollo, fue en 2021 que se perfeccionó y empezó a optimizarse, donde grandes empresas como Open AI invierten recursos para mejorarla constantemente, y por esta razón, es importante priorizar toda fuente de información actualizada, y descartar aquellas investigaciones que superen los 5 años, cuando la IA seguía en etapa de desarrollo y no con funcionalidad e impacto real como en la modernidad.

Además, parte de toda esta situación el problema general que se busca abordar gira en torno a un desconocimiento generalizado sobre los impactos reales que puede tener la implementación de herramientas de IA en operaciones de manufactura, porque socialmente hablando, se sabe que esta herramienta puede generar un impacto fuerte para afrontar dificultades y escalar más allá de prototipos, y de hecho, Majumdar et al. (2025) explica la mayoría de proyectos promisorios no llegan a implementaciones operativas efectivas debido a limitaciones en colaboración, recursos humanos, culturales y organizacionales, y con apoyo de la IA, podría obtenerse un mejor resultado.

El problema es que ese desconocimiento limita la situación, provocando un aumento en la huella de carbono por una mala implementación, perder oportunidades reales de innovación por gastar recursos en aspectos no importantes y por ello, utilizar la desalineada e ineficientemente por no saber realmente como implementarla. Toda esta situación es crítica, porque se tiene un potencial fuerte, pero no la capacidad o conocimiento para un uso apropiado, y esto hace que el sector manufacturero no pueda explotar las herramientas de IA y, por el contrario, los factores sociales y medioambientales estén desatendidos o sin optimizar.

Dentro del análisis, se parte de la hipótesis de que toda esta situación problemática deriva en que el desconocimiento de uso y desarrollo de la IA para optimizar operaciones de manufactura y promover la sostenibilidad social y medioambiental, hace que se implemente de forma errada la respectiva herramienta de IA, e incurrir en la posibilidad de que la huella ambiental de uso sea desfavorable, lo que hace cuestionar realmente sobre los avances actuales, y por ende, plantear la siguiente pregunta de investigación orientadora de este estudio

¿Cuál es el impacto documentado en la literatura de las herramientas de inteligencia artificial en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones de manufactura?

Esta pregunta pretende ser respondida mediante una revisión sistemática de literatura científica reciente, publicada en los últimos cinco años, con el fin de identificar sus principales aplicaciones, beneficios, desafíos y oportunidades en desarrollo.

3. Justificación

Este proyecto tiene un impacto considerable de llevarse a cabo por la importancia que puede generar a la industria manufacturera. Al organizar y parametrizar la literatura más

actualizada al tema, es posible encontrar un punto en común para encontrar el impacto real que tiene la IA en la sostenibilidad social y medioambiental de las empresas de este sector económico a partir de sus múltiples herramientas y aplicaciones, ya que como afirman Nishant et al. (2020) y coinciden González et al. (2025), la IA genera impactos positivos en sostenibilidad, pero con una huella derivada de uso que también debe ser evaluada.

En este proyecto, la revisión sistemática permite dar una guía para entender cómo opera realmente la IA en este ámbito y sus diferentes aplicaciones, y explicar de qué manera su desconocimiento en aplicación puede generar una forma de Greenwashing Involuntario. Según Freitas et al. (2020), este concepto ejemplifica uno de los problemas más recurrentes en la modernidad con estas nuevas tecnologías, cuando las empresas creen genuinamente ser sostenibles y lo comunican a la comunidad, pero sin saberlo, sus afirmaciones son exageradas o sus esfuerzos son menos efectivos de lo que piensan debido a que los efectos -como la huella digital- generan más impacto que la misma situación original.

Ahora bien, el contexto es positivo porque Majumdar et al. (2025) afirman que IA tiene el potencial de contribuir de una forma considerable al logro de múltiples objetivos de desarrollo sostenible (ODS), mejorando condiciones laborales y prácticas medioambientales en las empresas, sin embargo, Majumdar et al. (2025) es enfático en que aún con su aplicación, persisten múltiples vacíos teórico y metodológicos que se deben identificar para en este proceso. Entre los vacíos, se menciona por ejemplo la medición de la huella de carbono de la IA, y la forma efectiva de desarrollarla.

Esto ocurre porque cientos de empresas en el mundo -especialmente aquellas con mayor presupuesto- invierten millones de dólares anualmente en IA para mejorar sus procesos en todas sus áreas (Ali et al., 2025; Brod et al., 2024) pero desconocen su retorno real debido a que solo pueden cuantificar algunos KPIs básicos, pero no complementarios, como la huella de carbono de uso de la IA, la relación costo/beneficio, entre otras.

De acuerdo con Vinuesa et al. (2024) hay muchas variables que no se están considerando, pues si bien se puede pensar que la IA puede analizar un volumen de datos fuertes y ofrecer soluciones a situaciones, su operación implica un centro de datos que es eje de emisiones y consumo de agua para enfriar los procesadores, donde realmente no hay beneficio real.

Ahora bien, considerando esto, es importante esta investigación porque se evalúa si aplicar la IA realmente genera beneficios en la sostenibilidad medioambiental y social en las operaciones, y en caso contrario, solo es una pantalla donde se hace una simulación de datos, pero no se obtiene un beneficio real, pues se identifican vacíos conceptuales. Estos vacíos solo es posible encontrarlos al identificar diferentes avances, experiencias y desarrollos, realizados por autores previos que han evaluado el tema a profundidad, y es por eso que la revisión sistemática de la literatura es lo que permite responder a esta situación.

Esto se afirma porque existe un número creciente de soluciones de IA aplicadas a sostenibilidad, y muchas consideran sus beneficios en diferentes ámbitos, pero al profundizar en la literatura, se encuentra que rara vez se abordan investigaciones de forma real y operativa para medir el impacto de esta tecnología en contextos organizacionales concretos (Leal et al., 2024), de modo que al contrastar la información con la revisión sistemática de literatura, se encuentran los

resultados más asertivos para responder esta discrepancia de relaciones beneficio y costo ambiental y social.

Por todo esto, esta investigación se hace relevante, porque esta falta de visión hacia el contexto real implica la IA, impide diseñar estrategias consistentes y respaldadas por evidencia científica que consideren tanto aspectos técnicos como sociales y de gobernanza respecto a cómo la IA puede beneficiar en la sostenibilidad ambiental y social, y es donde analizar múltiples posturas, mediante una revisión sistemática, permite responder esta situación. Esto se hace porque mediante este proyecto, la investigación cierra la brecha entre la teoría o los datos que muestran los artículos científicos, y la práctica, traduce la teoría académica para entornos empresariales reales con las recomendaciones brindadas.

Adicional a lo anterior, existe una brecha en capacidades y gobernanza, pues cuando se habla de sostenibilidad se aclara que existe una escasez de habilidades digitales para utilizar IA de manera efectiva en la práctica, ya que según Pratiwi (2023), las empresas aún están en esa etapa de transición hacia nuevas tecnologías, y la IA tiene un potencial gracias a una correcta programación, por lo que su desempeño será siempre dependiente de la orden dada.

Finalmente, existen presiones sociales, empresariales y reguladoras que cada vez son más fuertes, sobre prácticas responsables, los consumidores, inversores y reguladores exigen transparencia, reducción de huella ambiental y equidad social, las empresas cada vez deben afrontar nuevas formas de operar y gestionar sus actividades, porque según González et al. (2025) la exigencia del siglo XXI para tener éxito es la sostenibilidad, y si las empresas no tienen un

compromiso social y medio ambiental, salen del mercado, pues su imagen no genera confianza y no se demuestra un compromiso a largo plazo.

Con todos los argumentos presentados, es posible afirmar que la IA es una herramienta potencial, de alto valor, pero que puede ser un arma de doble filo para las empresas, especialmente en sectores manufactureros, y afectar la sostenibilidad social y ambiental, o que se genere un Greenwashing Involuntario. Así, esta revisión sistemática de literatura consolida todos esos hallazgos recientes por otros autores, y presenta un punto común que sirve como guía para entender mejor la IA, y de que manera puede intervenir en la viabilidad de los negocios, su rentabilidad financiera, el cumplimiento de requisitos legales, y todo en un umbral que permite apropiarse y explotar estas herramientas modernas.

4. Objetivos

4.1.Objetivo General

Realizar una revisión sistemática de literatura para caracterizar el impacto de las herramientas de inteligencia artificial en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura.

4.2.Objetivos Específicos

Localizar e identificar la literatura relevante relacionada con el Impacto de las herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura.

Clasificar las herramientas de la inteligencia artificial que contribuyen a la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones en manufactura.

Analizar los beneficios de la implementación de herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones de manufactura.

Describir limitaciones y riesgos de la implementación de herramientas de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de las operaciones de manufactura.

Estructurar un esquema de recomendaciones para la aplicación de herramientas de IA a fin de promover la sostenibilidad social y medioambiental en operaciones de manufactura a partir de los hallazgos de la literatura.

Redactar un artículo publicable con los hallazgos de la revisión sistemática para el repositorio de la Universidad.

5. Marco Teórico

5.1. Inteligencia Artificial

La IA es una innovación en el contexto moderno, corresponde a un conjunto de técnicas que permiten a las máquinas emular funciones cognitivas humanas, entre ellas el aprendizaje automático (o machine learning) y el aprendizaje profundo (deep learning), de modo que todas estas técnicas aprovechan grandes volúmenes de datos para generar modelos predictivos y prescriptivos que optimizan procesos industriales, logísticos y ambientales (Majumdar, et al., 2025).

Según Demera et al. (2023), la IA amplía las capacidades del Big Data al “darle sentido” a datos masivos, razón por la que se consolida como herramienta de alto impacto en sectores estratégicos como transporte, salud y manufactura mediante el uso de algoritmos adaptativos y redes neuronales.

5.1.1. Definición y Clasificación de Herramientas de IA

Para dar un contexto al proyecto y comprender su desarrollo es necesario definir que son herramientas de IA, y que son técnicas aplicadas en IA, considerando que son conceptos distintos que giran en torno a un mismo escenario. Según Area et al. (2024) las herramientas de IA corresponden a cualquier artefacto, software o servicio que posibilita la construcción, despliegue o uso de capacidades de la IA para resolver alguna situación en específico.

Bajo esta definición se incluyen como herramientas diferentes paquetes y librerías de programación que contienen algoritmos y utilidades, plataformas y servicios en la nube que

facilitan entrenamiento, despliegue y gestión de modelos, aplicaciones empaquetadas con interfaces de usuario para uso no programador y dispositivos o sistemas que integran modelos de IA para operación en el entorno industrial.

Básicamente, la herramienta puede ser un software, servicio o plataforma que permita que la IA opere para realizar una actividad distinta -como Python, Amazon Web Services, ChatGPT, Gemini, etc.- y para ello se requiere una técnica aplicada como el Machine Learning, o Deep Learning -traduce aprendizaje profundo- para analizar grandes volúmenes de datos, por medio de la herramienta (Huang et al., 2025), que puede ser una programación en Python o una asignación a ChatGPT.

Una diferenciación más clara es que la técnica aborda el conjunto de métodos, algoritmos o enfoques teóricos como aprendizaje automático, redes neuronales profundas, lógica difusa, regresión, ARIMA, etc., y de acuerdo con Askr et al. (2025) las técnicas describen cómo se resuelven problemas. En contraste, la herramienta es el canal donde se realiza la implementación concreta de una o varias técnicas que facilita su uso como Scikit-learn, PyTorch, TensorFlow, Azure AI, AWS SageMaker, Gemini o ChatGPT.

En ese sentido, las herramientas son productos o entornos que incorporan técnicas y permiten aplicarlas en un contexto real. Estas se clasifican por funcionalidad, alcance, requerimiento o impactos, mientras que las técnicas se aplican según la necesidad del contexto y la herramienta disponible. Para sintetizar esta información, se presenta la tabla 2 que muestra el tipo de herramienta y ejemplo de cada tipo.

Tabla 2*Tabla de categorización de herramientas de IA*

Categoría	Tipo de Herramienta	Ejemplo de Herramienta	Técnica Asociada	Uso en Manufactura
Requerimiento	Lenguaje de programación y entorno de desarrollo	Python	Implementación de Machine Learning y Deep Learning	Programación de modelos para análisis de datos, automatización de procesos y apoyo en análisis de información para tomar decisiones operativas.
Funcionalidad	Librería de aprendizaje automático	Scikit-learn	Machine Learning supervisado y no supervisado	Construcción de modelos para clasificación, predicción y análisis de patrones en datos de producción. Esto permite tomar decisiones mejor encaminadas a la operación y su eficiencia.
Funcionalidad	Framework de Deep Learning	TensorFlow	Deep Learning y redes neuronales	Entrenamiento de modelos complejos para optimización, predicción y análisis de variables industriales. Permite anticipar demandas o esquemas de producción.
Funcionalidad	Framework de Deep Learning	Keras	Deep Learning	Desarrollo simplificado de redes neuronales para tareas de predicción y clasificación en entornos industriales, con el fin de ser más competitivos.
Funcionalidad	Framework de Deep Learning	PyTorch	Deep Learning y redes neuronales	Construcción y experimentación de modelos predictivos aplicables al análisis de procesos productivos.

Alcance	Entorno de cómputo en la nube	AWS	Despliegue y escalamiento de soluciones de IA	Ejecución y soporte de modelos de IA en entornos empresariales con mayor capacidad de procesamiento, ideal para grandes empresas con fuertes volúmenes de ventas e información en la nube.
Alcance	Plataforma de IA en la nube	Azure AI	Integración y despliegue de soluciones de IA	Implementación de modelos de IA para análisis y automatización de operaciones empresariales a menor escala, pero que permita promover la competitividad.
Alcance	Plataforma para entrenamiento y despliegue	AWS SageMaker	Machine Learning	Entrenamiento, ajuste y despliegue de modelos predictivos aplicados a procesos industriales con el fin de anticipar demandas o fluctuaciones de mercado.
Funcionalidad	Asistente de lenguaje y modelo conversacional	ChatGPT	Modelos de lenguaje y generación de texto	Apoyo a tareas más básicas, para cerrar ventas, como mejoras de redacción, análisis de información y estructuración de respuestas para gestión operativa con el fin de promover servicio al cliente y negociaciones.
Funcionalidad	Asistente de lenguaje y modelo conversacional	Gemini y Copilot.	Modelos de lenguaje y generación de texto	Apoyo a tareas más básicas, para cerrar ventas, como mejoras de redacción, análisis de información y estructuración de respuestas para gestión operativa con el fin de promover servicio al cliente y negociaciones.

5.1.2. Aplicaciones y Funcionalidad de la IA en las Organizaciones

Hablar de inteligencia artificial es un tema amplio que deriva en múltiples ramas o aplicaciones, sin embargo, cuando se enfoca hacia el sector empresarial, Brod et al. (2024) identificaron que la IA se emplea tanto en la optimización de procesos productivos como en la predicción de posibles cambios o tendencias en situaciones medioambientales, considerando que es una herramienta que analiza metadatos de las empresas, como grandes volúmenes de información, tanto histórica como competitiva, y evaluando la mayor cantidad de escenarios posibles, sugiere o plantea una solución o mecanismo de acción a partir de estos datos históricos, sin embargo, esto genera un vacío porque debe estar adaptada a diferentes mecanismos de organización de la información, y cualquier novedad, alteración, falla de interpretación o falencia, es motivo de error.

En ese sentido, es necesario partir de una visión más completa, pues gracias a lo que se tiene real y la predicción de la IA, muchas empresas han estado en la facultad de mejorar sus operaciones, pues la IA ha aportado mejoras en eficiencia energética y en la gestión de recursos al saber cómo operar, pero advirtiendo sobre la necesidad del Desarrollo Sostenible, porque emplear la IA no es un beneficio neto, sino que genera un precio oculto más allá de lo económico, considerando que los autores no enfatizan en la huella de carbono de implementar la IA, como el agua requerida para refrigerar los servidores que dan funcionamiento a la herramienta de IA.

5.1.3. Impacto de la IA en las Organizaciones

En complemento a esto, Gohr et al. (2025) proyecta los impactos a largo plazo de la IA en la investigación en desarrollo sostenible, demostrando que gracias a su capacidad para procesar rápidamente grandes volúmenes de datos y modelar escenarios complejos, puede beneficiar en

resultado, pero que así mismo, el nivel de procesamiento es tan fuerte que puede ocasionar impactos ambientales por los centros de procesamiento, y que si bien calcular su huella de carbono es un reto grande debido al tamaño de la IA, lo cierto es que es no hay beneficio absoluto en esta situación.

En este caso, es una visión más equilibrada ya que los autores no solo analizan los beneficios, también resaltan el impacto que tiene, sin embargo, existe un vacío en que no hay una forma de cuantificar la relación beneficio-costos ambiental de la IA, porque más allá de lo económico, se debe saber, cual impacto generan las estrategias o resultados dado por la herramienta de IA, y cuál es su huella de carbono de tras, de forma realista para saber, en la relación beneficio-costos, si realmente vale la pena o no.

5.1.4. IA para el Medio Ambiente

Dentro del mismo contexto, Greif et al. (2024) ofrecen una perspectiva distinta, en su investigación, los autores clasifican 191 artículos sobre técnicas de IA en contextos medioambientales destaca aplicaciones concretas como el mantenimiento predictivo, la optimización de cadenas de suministro y la monitorización en tiempo real de parámetros críticos, mostrando un claro vínculo entre la adopción de IA y la reducción de emisiones en sectores como la manufactura y la gestión de residuos, sin embargo, esa utilización de tecnología de Inteligencia Artificial conlleva un coste ecológico fuerte que no puede obviarse.

La formación de modelos avanzados de aprendizaje profundo puede requerir consumos energéticos comparables al de cientos de hogares durante un año, generando emisiones de dióxido de carbono que contribuyen al cambio climático, además, los centros de datos que soportan estas

tecnologías son grandes consumidores de agua y generan elevados niveles de residuos electrónicos, agravando la presión sobre recursos hídricos ya escasos y sobre la gestión de desechos tecnológicos.

Es necesario comprender que esto tiene un umbral más alto, porque no es solo implementar modelos avanzados de aprendizaje, este proceso implica un estudio previo bien desarrollado, que permita filtrar datos, eliminar información de relleno o “basura”, porque si solo se proyecta el análisis masivo de datos, se generará un error en la programación del resultado, lo que realmente no sería una oportunidad de mejora con IA, sino por el contrario, un daño por proyecciones erradas sin contribución a sostenibilidad.

Ahora bien, cuando se habla del desarrollo de estas herramientas, se promueven externalidades han impulsado el surgimiento del “Green AI”, un enfoque que promueve el diseño de modelos más eficientes y el uso de energías renovables en los ciclos de entrenamiento y despliegue, así como la incorporación de evaluaciones de ciclo de vida para cuantificar y mitigar el impacto ambiental de cada componente del sistema (Brod et al., 2024).

En el ámbito social, la IA también ofrece oportunidades para fortalecer la sostenibilidad de las operaciones. Herramientas basadas en aprendizaje automático permiten cartografiar cadenas de suministro complejas y detectar riesgos de vulneración de derechos humanos o condiciones laborales inadecuadas, lo cual es especialmente relevante en industrias globalizadas como la minería y la electrónica.

5.1.5. Posibles Alteraciones de la IA

En la literatura se encuentra que muchos autores coinciden que la IA tiene un riesgo, y es que, su incorrecta aplicación -sin conocimiento apropiado- genera un efecto rebote, siguiendo la paradoja de Jevons, la cual establece que “un fenómeno donde la mejora en la eficiencia del uso de un recurso, en lugar de reducir su consumo total, provoca un aumento de este” (Soto & Ramírez, 2025, pág, 402).

Entonces, esto se debe a causas como el hecho de que el costo de mejorar la eficiencia -no solo calculada en términos económicos, sino también en recursos humanos y ambientales- es mayor al beneficio obtenido, y genera, por el contrario, afectaciones su implementación. Esto indicaría que la IA debe generar una mejora lo suficientemente fuerte, que supere el costo ambiental -como huella de carbono- o social de implementar, de lo contrario, el impacto será negativo, y la herramienta utilizada no tendrá beneficio real.

5.2.Sostenibilidad Corporativa

Las organizaciones también se pueden ver beneficiadas en su sostenibilidad gracias a los avances de la IA, se puede pensar en esta como una herramienta enfocada a la sostenibilidad, lo que abre paso al concepto de Triple Bottom Line, el cual, de acuerdo con Slaper & Hall (2024) enfatiza en que las organizaciones deben medir su desempeño no solo en términos económicos, sino también sociales y ambientales. Según los autores, este modelo fue propuesto por John Elkington en 1994, sugiriendo evaluar simultáneamente “profit, people y planet” para lograr una gestión equilibrada de los recursos y no pensar con un modelo basado en ganancias económicas y ya.

Este enfoque ha tomado mayor impacto en los últimos años de degradación ambiental y genera prácticas de reporte corporativo y guías de políticas públicas, pues integrar los tres pilares facilita la identificación de trade-offs y sinergias entre objetivos de negocio y metas de desarrollo sostenible (Slaper & Hall, 2024).

5.2.1. Sostenibilidad en Manufactura

Según Terrones (2023) las empresas pueden trabajar en sostenibilidad gracias al uso de la IA de forma responsable y ética, y cuando se enfoca puntualmente en la sostenibilidad de manufactura, esta premisa se mantiene, pues de acuerdo con López (2024) este tipo de sostenibilidad se basa en la capacidad de las industrias para producir bienes y servicios sin comprometer los recursos naturales, el equilibrio social y la viabilidad económica de las generaciones futuras.

En este contexto, la manufactura sostenible integra prácticas más eficientes, que reducen el impacto ambiental, optimizan el uso de recursos y promueven condiciones laborales justas, por lo que esto implica minimizar emisiones de gases de efecto invernadero, así como tener una gestión más adecuada de la generación de residuos y consumo de agua, adoptar energías renovables y aplicar modelos circulares que permitan reutilizar y reciclar materiales (López, 2024).

5.2.2. Relación de las RSE con la Sostenibilidad en Manufactura

Cuando se analizan las operaciones de las empresas de manufactura, se encuentra que en el contexto moderno, el compromiso social y medioambiental debe primar antes que cualquier otra cosa, comprendiendo el impacto que genera esta actividad. En ese sentido, Rodríguez & Rodríguez (2024) explican que esta sostenibilidad abarca la responsabilidad social empresarial (RSE por sus

siglas), buscando mejorar la calidad de vida de los trabajadores y comunidades vinculadas al proceso productivo.

Esta premisa nace bajo la ideología de no solo en producir más eficientemente, sino también pensando en la sociedad, en el medioambiente y en el futuro, y de hecho, esto va un beneficio doble, pues con los avances tecnológicos de la última década, la incorporación de nuevos mecanismos de trabajo como la automatización, la digitalización y la inteligencia artificial ha permitido avances fuertes en eficiencia energética y en la reducción de desperdicios y carga laboral, sin embargo, el reto radica en que estas innovaciones no se enfoquen solo en productividad, sino también en sostenibilidad.

Al hablar de sostenibilidad también, se evalúan impactos sociales de la adopción de IA y automatización en manufactura, ya que al ser una innovación de la industria 5.0, todo se basa en la digitalización y automatización de procesos hacia la sostenibilidad y la centralidad humana, porque si bien hay procesos que pueden hacer máquinas de forma autónoma, el rol del humano (automatización centrada en humano) sigue siendo clave.

En ese sentido, Toxtli (2024) explica que la tecnología debe potenciar y empoderar al trabajador en lugar de sustituirlo, de modo que esto implica diseñar sistemas donde la cooperación humano y máquina aumente la calidad de trabajo, la seguridad y el valor social generado por la actividad productiva. En la investigación entonces, se hace énfasis en el concepto Seguridad en la era de la digitalización, que agrupa el uso de tecnologías digitales como sensores, visión por computador, wearables y analítica en tiempo real, para prevenir riesgos, detectar exposiciones y automatizar respuestas de protección en plantas productivas.

Entonces, esto quiere decir que la IA no puede ser implementada a través de ninguna herramienta, sin antes considerar los impactos humanos que genera, y por el contrario, buscando promover esa seguridad del trabajador, que sigue siendo un humano quien controla los procesos. Esto ocurre porque se debe garantizar en una Seguridad y Salud en el Trabajo (SST por sus siglas) en entornos automatizados.

De acuerdo con Capel & Brereton (2022) las prácticas tradicionales de SST no son suficientes en entornos modernos, y afirma que estas deben adaptarse hacia nuevos contextos guiados por digitalización, innovación e IA. Esto se afirma porque el riesgo físico puede reducirse retirando trabajadores de tareas peligrosas, pero esto implica nuevos riesgos por fallos de integración de máquinas o sistemas, fallas de sensores, errores de interfaz hombre-máquina, estrés por supervisión digital.

Entonces, esta situación exige un análisis de riesgos específicos para sistemas ciber físicos, guiados por IA que sea monitoreado por humanos, garantizando que se hagan de forma correcta las labores de desarrollo, con procedimientos de verificación y validación de seguridad. Esto debe estar ligado a una formación a la fuerza laboral en nuevas competencias de supervisión y actuación frente a fallos automáticos (Capel & Brereton, 2022).

Por lo tanto, la RSE en este contexto se aplica al implementar medidas de SST hacia las nuevas necesidades que la IA crea, con una colaboración humano-máquina, y controles efectivos que garantice condiciones seguras de trabajo, no pensando en reemplazar personas y reducir costos de mano de obra, sino por el contrario, fortaleciendo y optimizando el esquema de trabajo gracias a las innovaciones en automatización centrada en humano.

5.2.3. *Funciones Operativas clave para la Sostenibilidad*

Diferentes autores como Srivastava et al. (2025) y Askr et al. (2025) coinciden con Zamora et al. (2025) que las herramientas de IA son aplicables en cuatro categorías, siendo:

- **Pronóstico (forecasting):** Este puede ser pronóstico de demanda u operaciones y es definido por Hyndman & Athanasopoulos (2024) como un “...proceso de estimar valores futuros como ventas, pedidos, producción requerida, consumo de inventario, entre otras variables relevantes, a partir de información histórica, patrones temporales y variables explicativas” (pág. 61), con el fin de reducir incertidumbre y mejorar las condiciones para tomar decisiones de operación, como capacidad, inventarios, programación o abastecimiento.

Hyndman y Athanasopoulos (2024) explican que pronosticar consiste en predecir observaciones futuras utilizando datos pasados, para apoyar decisiones en contextos donde el futuro no puede observarse directamente, lo que en manufactura se traduce en saber cuánto y cómo producir.

Esta dimensión incluye las aplicaciones de IA dedicadas a la predicción y planificación, las cuales, Ye et al. (2025) afirman que estas permiten anticipar condiciones futuras como una forma de estar listos para lo que se aproxima para la empresa, y sobre ello, establecer un esquema más claro que permite optimizar los resultados de las decisiones.

Entre las herramientas, Huang et al. (2025) afirman que se encuentran los algoritmos de machine learning, que pueden ser supervisados y no supervisados, los cuales se emplean para predecir la demanda energética de una planta o la demanda de productos,

ayudando a consolidar un esquema de producción más eficiente según el consumo esperado.

Del mismo modo, las herramientas de pronóstico van más allá, y según Zamora et al. (2025) la predicción de demanda en la cadena de suministro es uno de los más evidentes, de modo que el forecast de inventarios es lo que se consigue gracias a aplicar herramientas de IA, como código de pronóstico en programadores como Python, que permiten hacer un pronóstico evolutivo todo realizado solo por la IA, y sobre ello, tener un esquema más eficiente que evita sobreproducción y sobrestock que a menudo derivan en residuos.

Frente a esto, Fera & Spandonidis (2024), Gholami (2024) y Han et al. (2025) coinciden en que la programación en entornos como Python, son de las herramientas de mayor valor para esos pronósticos de demanda y operaciones de manufactura, porque la IA analiza grandes volúmenes de datos, entiende la situación real de la empresa, y sobre sus necesidades, crea algoritmos evolutivos funcionales.

Cabe señalar que esta función de pronóstico también es la base de otras aplicaciones como el mantenimiento predictivo (García et al., 2024), al modelar comportamientos futuros y facilitar la planificación proactiva, y esto se consigue con diferentes plataformas o redes de IA conectadas a las bases de datos empresariales.

- **Control (optimización y control en tiempo real):** Esta segunda categoría aborda las soluciones de IA que actúan directamente sobre el control de procesos y operaciones, es decir, herramientas que ofrecen bondades de ajuste en las operaciones para maximizar la eficiencia con el desarrollo de entornos. Según Agwu et al. (2025) estas herramientas pueden ser a partir de algoritmos de optimización multi-objetivo y

sistemas de control avanzados, a partir de redes neuronales de control, lógica difusa, algoritmos genéticos, etc., integrados en entornos de manufactura inteligente.

El control de procesos industriales es definido por Montgomery (2020) como el conjunto de métodos, técnicas y herramientas orientadas a mantener variables de proceso según su naturaleza, como temperatura, presión, caudal, velocidad, composición, etc., dentro de rangos deseados, garantizando estabilidad, calidad y seguridad, mediante la comparación continua entre el valor real y un valor objetivo y la aplicación de acciones correctivas.

En manufactura y calidad, Montgomery lo vincula al enfoque del control estadístico de procesos (SPC), entendido como el uso de métodos estadísticos para el monitoreo y mantenimiento de la calidad, permitiendo detectar variaciones anormales y evitar fallas repetitivas en el proceso productivo.

Frente a esto, Taghizad et al. (2025) coinciden con Cairone et al. (2025) quienes plantean que con estas herramientas, es posible regular parámetros operativos en tiempo real para las empresas, gracias al análisis de múltiples variables simultáneamente por la IA, como temperaturas de hornos, velocidad de líneas de ensamblaje o rutas de robots móviles, cualquier escenario de manufactura que se pueda analizar con métricas cuantitativas está sujeto a optimización, buscando siempre el punto óptimo que minimice el consumo energético y los residuos.

Un ejemplo de estas aplicaciones es dado por Konstantakis et al. (2025) quienes reportan que diferentes algoritmos de IA son incorporados con visión por computador, y estos se pueden ajustar automáticamente la dosificación de materiales o la potencia de calderas industriales.

Desde otra perspectiva, Padilla et al. (2025) explican que otro ámbito de control optimizado es la programación de la producción y logística interna, basada en técnicas como la programación inteligente de operaciones o el scheduling con algoritmos genéticos permiten secuenciar la producción de manera óptima sin la necesidad de que una persona resuelva el sistema, o lo modele, solo la IA está en facultad de hacer estos desarrollos. La diferencia entre control de procesos se da en tiempo real, y la optimización de la programación, se da en que el control de procesos es en función de saber que, como cuando y en qué condiciones producir, mientras que la optimización, es la toma de decisión que genera la asignación más eficiente.

Cuando se implementa esto de forma efectiva se reducen tiempos ociosos, pues de acuerdo con Damian et al. (2024) una programación efectiva de las operaciones. Ahora bien, si se aborda esto desde la dimensión del contexto de almacenes y logística, García et al. (2024) afirman que la IA también habilita la gestión inteligente de rutas de vehículos y manejo de inventario en tiempo real, lo que permite disminuir la huella de carbono logística por una implementación más efectiva de esta herramienta, con planificación eficiente.

- **Mantenimiento (mantenimiento predictivo y gestión de activos):** La tercera dimensión que se aborda corresponde a las aplicaciones de IA orientadas a la confiabilidad de equipos y la prevención de fallos, conocidas como mantenimiento predictivo. En este contexto, Askr et al. (2025) coinciden con Pi et al. (2025) con que la IA, gracias a las técnicas de aprendizaje automático, deep learning y análisis de señales, tiene la capacidad de monitorear el estado de las máquinas para anticipar averías o necesidades de servicio antes de que ocurran.

- Entonces, sabiendo que mantenimiento tradicional reactivo o periódico, puede resultar en reemplazos prematuros de piezas sanas o en fallos imprevistos, mientras que el mantenimiento predictivo con IA programa intervenciones en el momento óptimo (Ping & Omar, 2025), y esto se consigue gracias al análisis de múltiples variables en programadores y analítica con IA. Cuando se aplica de forma apropiada, se minimizan los tiempos muertos y desperdicios, ya que solo se sustituyen componentes cuando realmente se aproximan al fin de su vida útil.
- En lo que respecta la gestión, esta se enfoca en este caso a mantenimiento y comprende la planificación, ejecución y control de acciones destinadas a asegurar que los activos físicos como máquinas, equipos e instalaciones, para que operen con disponibilidad, confiabilidad y costo óptimo (Montgomery, 2020). En términos generales, puede distinguirse entre:
 - ✓ Mantenimiento correctivo: Siendo la intervención realizada después de la falla, orientada a restaurar el equipo a su condición funcional.
 - ✓ Mantenimiento predictivo: Es una estrategia basada en el monitoreo de condición como vibración, temperatura, análisis de lubricantes, sensores, etc., y todo emplearlo para predecir fallas antes de que ocurran y programar la intervención en el momento óptimo.

Mobley plantea que el mantenimiento predictivo se basa en monitorear equipos para anticipar fallas y planificar mantenimientos de forma programada, incrementando confiabilidad y reduciendo costos frente a la corrección reactiva.

Por otro lado, Anifowose & Anifowose (2024) afirman que la detección temprana de problemas evita accidentes graves que puedan derivar de fallos súbitos de máquinas, lo

que también mejora la gestión de recursos al optimizar inventarios de repuestos y reducir consumo de materiales de mantenimiento.

- **Diseño (diseño y planificación sostenible):** Finalmente, esta categoría abarca las aplicaciones de IA en las etapas de diseño de productos, procesos y sistemas, con el objetivo de incorporar esos criterios de sostenibilidad desde la concepción (Yang et al., 2025), es decir, desde las primeras etapas. Según Sun et al. (2025) en la era de la digitalización se abre la posibilidad de que los sistemas empresariales se puedan modificar desde las primeras etapas.

El diseño de producto y procesos, desde un enfoque de sostenibilidad, incluye el ecodiseño, entendido como un enfoque que incorpora aspectos ambientales en el diseño y desarrollo de productos y procesos, buscando minimizar impactos adversos a lo largo de todo el ciclo de vida, sea por materias primas, fabricación, transporte, uso o fin de vida (Landeta et al., 2023).

En ese sentido, la IA se emplea en diseño generativo y simulación, lo que permite evaluar diferentes soluciones eficientes que reducen el uso de materiales, mejoran la reciclabilidad y alargan la vida útil de los productos, y Xue et al. (2025) coincide con Ali et al. (2025) con que la integración de IA con manufactura aditiva (impresión 3D), permite crear geometrías optimizadas, a lo que Askr et al. (2025) también evaluaron esta herramienta, y demostraron que algoritmos de IA pueden generar diseños de componentes industriales que emplean hasta un 20% menos de material, manteniendo la resistencia requerida y facilitando su reciclaje al final de la vida útil.

Dentro del mismo contexto, la IA apoya el diseño de empaques ecológicos, ya que de acuerdo con Yudhistira et al. (2024) mediante software inteligente se evalúan

materiales y formas de empaque para minimizar volumetría y material no reciclable, de modo que cuando se implementan esos sistemas automatizados con IA, es posible eliminar hasta un 20% del material de empaque sobrante, optimizando dimensiones para logística eficiente y reduciendo residuos.

Otra faceta es la planificación de procesos productivos, donde Agrawal et al. (2023) coincide con Chatterjee et al. (2023), afirmando que la IA puede ser un elemento diferenciador para configurar patrones de corte o distribución de tareas para maximizar el aprovechamiento de materiales.

Entonces, en la industria textil, que es una de las manufacturas más grandes que hay, los algoritmos de optimización determinan cómo cortar las telas para producir la mayor cantidad de prendas con una cantidad dada de tejido, reduciendo retazos desperdiciados (Crocco et al., 2025).

5.3.Revisión Sistemática de Literatura

Este proyecto se realiza a partir de la Revisión Sistemática de Literatura, que según Casasempere (2020) esta corresponde a un proceso sistemático y crítico de recopilación, análisis e interpretación de investigaciones, teorías, enfoques y resultados previos relacionados con un tema específico, por lo que su propósito es identificar qué se ha estudiado hasta la fecha, y sobre ello, identificar los avances conseguidos por autores previos, vacíos que persisten, debates y contribuciones que se han generado al tema, aclarando en contradicciones los diferentes puntos de vista sobre esa comunidad investigativa, para dar un punto de vista imparcial, claro y enfocado a responder con precisión un resultado del tema que se está investigando.

Por esta misma naturaleza, la profundidad que se consigue con los resultados es fuerte, de modo que una revisión de literatura no se limita a enumerar estudios previos, o simplemente decir cuales son, sino que va más allá y organiza la información de manera estructurada para construir un panorama general del conocimiento disponible, y para ello, se crean conexiones entre conceptos, resultados y diferencias entre investigaciones.

6. Metodología

Este capítulo presenta la metodología de trabajo que seguirá el desarrollo de este documento, estando definida por tres fases secuenciales que permiten responder respectivamente, los objetivos específicos 1, 2 y 3, más una fase preliminar que incluye el análisis de literatura identificada.

6.1.Ruta Metodológica

Para el desarrollo general del proyecto, se siguió una metodología bajo la ruta cualitativa, la cual Hernández & Mendoza (2019) definen como “aquella investigación que permite conocer el trasfondo detrás de un determinado fenómeno social, cultural, ambiental o económico” (pág. 44) de forma que no involucra cuantías o análisis de datos numéricos, únicamente rasgos, hechos, y análisis teóricos.

Para conseguirlo, se pueden aplicar diversos enfoques, en este caso, técnicas no experimentales bajo los esquemas de investigación histórica, descriptiva y de revisión documental, siendo este último el más fuerte para la revisión sistemática. En el componente histórico, se pretende “analizar eventos del pasado y busca relacionarlos con otros del presente” (Guevara et al,

2020, pág. 165). En este caso, se busca determinar cómo ha evolucionado la IA y cuál es su rol en la modernidad y su relación con la sostenibilidad ambiental y social.

Seguidamente, se complementó con un enfoque descriptivo, qué, según Vasilachis (2020) se basa en caracterizar algún contexto específico, y conocer la forma en que se desarrolla, identificando el trasfondo de sus atributos, que, para este escenario, corresponde a los avances de la Inteligencia Artificial y como esta innovación ha permitido cambiar radicalmente diferentes escenarios y contextos, con su aplicación, beneficios y desafíos.

Para completar esta investigación, se planteó realizar una revisión sistemática de literatura, y para ello se sigue un enfoque de revisión documental, con el fin de analizar y sintetizar información existente en fuentes como libros, artículos científicos, informes y tesis (Casasempere, 2020), pretendiendo identificar avances actuales de la IA, y hallazgos de investigaciones sobre la IA en relación a la sostenibilidad ambiental y social.

6.2.Fases y Estructuración de la Investigación

Para llevar a cabo estas rutas investigativas, se planteó una metodología dividida en las siguientes fases o etapas secuenciales:

1. **Recolección y Delimitación de Literatura:** En esta fase se procedió a recopilar, organizar y seleccionar la literatura científica relevante sobre la aplicación de IA en la sostenibilidad medioambiental y social de la manufactura.
2. **Clasificación y sistematización de aplicaciones de IA:** En esta segunda fase se tomaron los artículos filtrados de la fase 1, (56) y se realiza la organización y

categorización de las herramientas de IA encontradas en la literatura de acuerdo con su contribución a la sostenibilidad ambiental y social.

3. **Evaluación:** En esta etapa se procede a evaluar los resultados de cada una de las investigaciones utilizadas para el libro final, esto involucra la creación de una matriz rejilla de investigación que sintetiza hallazgos en cada artículo.
4. **Propuesta de estrategias:** Sintetizar las mejores alternativas y mecanismos identificados en la literatura para aprovechar la IA como herramienta de sostenibilidad en operaciones y no como un perjuicio por huella de carbono por su uso.
5. **Redacción y divulgación de resultados:** En esta fase, se realizó la escritura del libro final, se revisa todo el contenido y se realiza una preparación del manuscrito científico publicable que compile los hallazgos de la revisión sistemática.

Cabe resaltar que hay otras etapas complementarias, como el contexto previo, la planeación documental, la discusión de resultados y la construcción de las conclusiones, sin embargo, esto son generalidades que se tienen en cuenta para el desarrollo del documento, no hacen parte del contenido central que responde a los objetivos. En la tabla 3 se presenta por cada una de las actividades que se requieren por fase, así como el objetivo específico y las herramientas o técnicas a utilizar para llevarlo a cabo.

Tabla 3*Fases metodológicas y Actividades para cumplimiento de Objetivos*

Fase Metodológica	Objetivos que se Cumplen con esta Fase	Actividades Requeridas	Herramienta y/o Técnica a Utilizar
1. Recolección y Delimitación de Literatura	Objetivo Específico #1	<ul style="list-style-type: none"> - Definir ecuaciones de búsqueda en Scopus. - Aplicar criterios de inclusión y exclusión. - Construir una matriz bibliográfica 	PRISMA para el filtrado de artículos y VOSViewer para el análisis bibliométrico.
2. Clasificación y sistematización de aplicaciones de IA	Objetivos Específicos #1, #2 y #3	<ul style="list-style-type: none"> - Identificar los tipos de IA más utilizados - Clasificar cada herramienta según las funciones operativas de sostenibilidad (Pronóstico, Control, Mantenimiento y Diseño). - Construir tablas y diagramas comparativos - Sintetizar los hallazgos por literatura 	Mapa de co-ocurrencia de VOSViewer para ver las ramas principales, tablas de categorización en Excel y lectura general de artículos.
3. Evaluación	Objetivos Específicos #2, #3 y #4	<ul style="list-style-type: none"> - Leer los resultados - Encontrar similitudes y diferencias. - Discutir los resultados. - Evaluar los resultados 	Análisis de contenido, tablas comparativas.
4. Propuesta de estrategias	Objetivo Específico #4	<ul style="list-style-type: none"> - Documentar hallazgos - Formular la propuesta teórica - Redactar lineamientos prácticos - Redactar recomendaciones 	Análisis de resultados para las recomendaciones.
5. Redacción y divulgación de resultados	Objetivo Específico #5	<ul style="list-style-type: none"> - Organización del documento final - Correcciones al documento final. - Síntesis de Resultados - Escribir el artículo publicable. - Presentar el artículo 	MS Word para organización documental. Gestor bibliográfico automatizado.

6.3. Elección de Artículos para la Revisión Documental

Con el fin de dar cumplimiento al primer objetivo específico se definió una ventana temporal de cinco años para la revisión de literatura, comprendida entre el periodo 2021 a 2025. Esta delimitación responde al carácter cambiante y reciente tanto de la inteligencia artificial como de su integración con la sostenibilidad, ámbitos que han evolucionado de manera acelerada en los últimos años y que hallazgos anteriores ya pueden ser obsoletos, de modo que ampliar el rango hacia periodos anteriores podría comprometer los resultados.

Asimismo, los debates actuales sobre la huella ambiental de la IA, su consumo energético, su impacto social y su contribución a la eficiencia operativa han sido cada vez más evidentes, pero desde 2020 en mayor medida, e intensificándose a partir de 2023 con la masificación de herramientas avanzadas. Por esta razón, la ventana temporal seleccionada es la apropiada para este proyecto de investigación.

6.4. Variables Metodológicas

Para acceder a la literatura disponible es necesario evaluar tres variables en relación al proyecto, considerando que:

- Los artículos no pueden hablar unitariamente de la aplicación de la IA, deben tener un enfoque hacia la industria y su forma de optimizar o mejorar los desempeños que cada organización plantea (**Viñeta 1**).
- Los artículos deben tener un enfoque hacia la sostenibilidad medioambiental y social a partir de la mejora de las operaciones de las empresas, no limitarse a posibles aplicaciones (**Viñeta 2**).

- Los artículos deben estar encaminados hacia las operaciones de manufactura, como sistema posible de optimizar gracias a la IA (**Viñeta 3**).

Comprendido esto, las variables que pretenden ser analizadas durante este documento son presentadas a continuación -ver Tabla 4-.

Tabla 4

Variables de Estudio

Variable	Definición	Análisis dentro de la Investigación
Inteligencia Artificial	Campo de la informática que busca desarrollar sistemas capaces de realizar tareas que normalmente requieren inteligencia humana, como el reconocimiento de patrones, el aprendizaje, la toma de decisiones y la predicción, se fundamenta en algoritmos avanzados y técnicas como el aprendizaje automático y el procesamiento de datos masivos (Jiao et al., 2024).	Esta variable es central para comprender que es la IA, como funciona y de qué manera puede llevarse a cabo dentro de un sistema de producción en manufactura.
Operaciones Sostenibles	Es un enfoque de crecimiento económico y social para que las operaciones empresariales busquen producir de forma responsable, con el fin de satisfacer las necesidades del presente sin comprometer la capacidad de las futuras generaciones (Sachs, 2020), por ello incorpora el cuidado del medio ambiente, la equidad social y el progreso económico, con el fin de garantizar un equilibrio entre producción, recursos naturales y bienestar humano.	El desarrollo sostenible es el proceso que se sigue para alcanzar la sostenibilidad, por ende, puede ser visto como el canal para conseguir el avance del ahora, en función social y medioambiental.
Manufactura	Es el proceso de transformación de materias primas en productos terminados mediante el uso de maquinaria, herramientas, mano de obra y tecnologías, por lo que en la modernidad esto se asocia con la digitalización, la automatización y el enfoque de Industria 4.0, lo que permite optimizar la producción, reducir costos y mejorar la calidad buscando la sostenibilidad.	Este proyecto se centra en la sostenibilidad social y medioambiental a partir de la industria manufacturera.

Seguidamente, se elige Scopus como base de datos para recolectar información, ya que según Guz & Rushchitsky (2009) esta es una de las bases de datos científicas más completas que permite realizar análisis bibliométrico como publicaciones por país, años, autores, etc. Cabe resaltar que en Scopus hay una cobertura internacional, apropiada para este proyecto ya que las visiones de otros países son importantes para saber cómo han avanzado en la IA y como esta ha contribuido a la sostenibilidad, y con cobertura multilingüe, esta base de datos amplía el espectro de análisis más allá de lo que está en Colombia, permitiendo incluir investigaciones en inglés, español y otros idiomas que pueden ser traducidos.

Comprendido todo esto, se procedió con la búsqueda de información en Scopus, la Tabla 5 muestra a continuación la ecuación de búsqueda preliminar utilizada encontrar los artículos que permitirían nutrir esta revisión de literatura.

Tabla 5

Primera ecuación utilizada para encontrar información en Scopus

Ecuación de Búsqueda Preliminar en Scopus

```
( TITLE-ABS-KEY ( "artificial intelligence" ) AND TITLE-ABS-KEY ( ( green OR cleaner OR
sustainab* OR responsib* OR environmental ) PRE/3 ( operations OR manufacturing OR
production OR process* ) ) ) AND PUBYEAR > 2020 AND PUBYEAR < 2026 AND ( LIMIT-
TO ( DOCTYPE , "ar" ) OR LIMIT-TO ( DOCTYPE , "re" ) ) AND ( LIMIT-TO ( SUBJAREA
, "ENGI" ) OR LIMIT-TO ( SUBJAREA , "COMP" ) OR LIMIT-TO ( SUBJAREA , "ENVI" )
) AND ( LIMIT-TO ( LANGUAGE , "English" ) OR LIMIT-TO ( LANGUAGE , "Spanish" ) )
```

Con esta ecuación de búsqueda se encontraron 825 artículos de investigación a la fecha 24 de agosto de 2025, los cuales muchos no eran pertinentes al tema central que se está investigando, manteniendo enfoques distintos a los requeridos, razón por la cual se reestructuró la ecuación de búsqueda con el fin de que se delimitará a los requerimientos dados hacia el tema y las variables ya explicadas -ver Tabla 3-.

La forma de conseguir que los artículos sean más específicos, es delimitando su enfoque principal, es decir, con el título, restringiendo información relacionada a las variables en abstract y palabras clave, para que necesariamente las variables mencionadas estén directamente en el título, lo que daría pertinencia directa al tema que se está revisando, entonces, la ecuación definitiva que se empleó para encontrar la información relevante al tema y de forma actualizada e presenta a continuación, mediante la Tabla 6, esta presentó un total de 123 artículos relacionados directamente con el tema de estudio a la fecha 24 de agosto de 2025.

Tabla 6

Ecuación de búsqueda definitiva en Scopus

Ecuación de Búsqueda Definitiva en Scopus

(TITLE ("artificial intelligence") AND TITLE ((green OR cleaner OR sustainab* OR responsib* OR environmental)(operations OR manufacturing OR production OR process*))) AND PUBYEAR > 2020 AND PUBYEAR < 2026 AND (LIMIT-TO (DOCTYPE , "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE , "re")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE , "English") OR LIMIT-TO (LANGUAGE , "Spanish"))

6.5. Criterios de Inclusión y Exclusión

Se cuenta con 123 artículos disponibles a partir de la ecuación de búsqueda de la tabla 5, sin embargo, aunque todos tienen un enfoque similar gracias a la delimitación estructural de Scopus, no todos son pertinentes o apropiados para este proyecto. En ese sentido, es necesario filtrar la información más relevante que aporte valor al cumplimiento de los demás objetivos específicos, razón por la que se aplican los siguientes criterios de inclusión y exclusión documental.

6.5.1. Criterios de Inclusión

Para aplicar los criterios de inclusión que se describen a continuación, es necesario realizar una lectura previa del resumen del artículo, y en caso de que exista la duda de su contenido, se procederá a leer parte del documento para validar su enfoque y determinar si este será apropiado para esta investigación y responde los objetivos específicos. Estos criterios de inclusión a partir de dicha lectura preliminar son:

- Trátase de investigaciones (artículos) que analicen las aplicaciones de IA en la manufactura con relación directa a sostenibilidad medioambiental y/o social, no que lo hablen como un beneficio complementario o algo indirecto, sino que su eje central esté enfocado en esa sostenibilidad.
- Se incluyen investigaciones que presenten casos prácticos, modelos de aplicación o métricas de sostenibilidad, se descartan todas aquellas investigaciones que son de revisión documental.

- Artículos con texto completo disponible o al menos con resumen y resultados accesibles.

6.5.2. *Criterios de Exclusión*

Una vez recopilada la información apta para el desarrollo de este proyecto, se deben excluir aquellas investigaciones o documentos que no estén enfocadas hacia el tema central, la tabla a continuación (Tabla 7) presenta los criterios de exclusión para descartar cualquier información que no esté alineada a estos objetivos.

Tabla 7

Criterios de Exclusión para la Investigación Documental

Criterio	Exclusión
Pertinencia del tema	Se descartan artículos que solo hablen de IA en general sin enfoque en manufactura ni sostenibilidad de forma directa, si lo mencionan indirectamente, se evalúa el nivel de detalle en los resultados. Deben tener conexiones claras con la sociedad y/o el medio ambiente.
Calidad Científica	Se descartan publicaciones en revistas no indexadas o sin revisión por pares, también artículos meramente opinativos o de revisión narrativa sin sustento metodológico.
Fecha de Publicación	Para la revisión documental, artículos publicados con más de 5 años de antigüedad, solo se permiten del rango 2021-2025. Este criterio no aplica para material gubernamental, histórico o noticias.
Idioma de Publicación	Se excluyen artículos o documentos en idiomas que no sean inglés o español, solo se toman aquellos traducidos
Generalidad	Se excluyen artículos que no permiten tener acceso al resumen cuando menos en la base de datos Scopus.
Enfoque	Se descartan investigaciones que sean de revisión documental/literatura en Scopus.

7. Resultados

En este capítulo se presentan los resultados que permiten responder de forma respectiva, a los objetivos de investigación planteados.

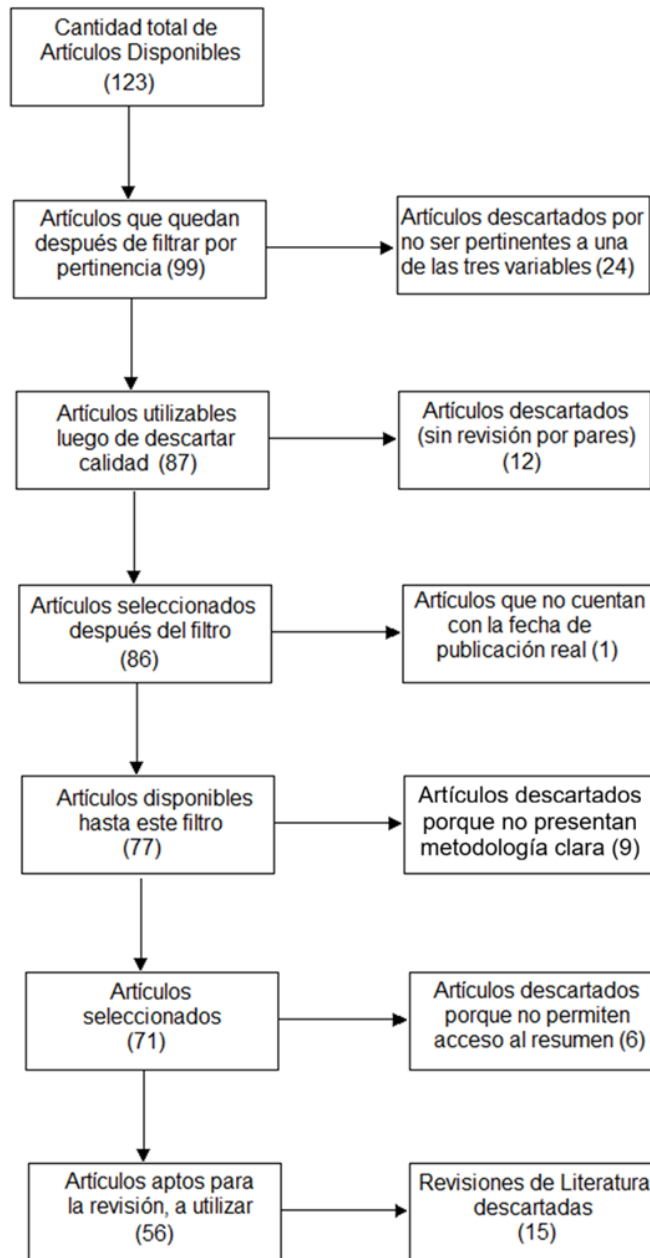
7.1. Localización de Literatura sobre Herramientas de IA

7.1.1. *Obtención de la Muestra Final de Artículos a Revisar*

Luego de haber llevado a cabo las consideraciones metodológicas mencionadas en el capítulo 7, se encuentra que existen 123 artículos preliminares, seleccionados del proceso de lectura de título, palabras clave, resumen (o abstract) y según su pertinencia, ser tenido en cuenta. La revisión documental para el desarrollo de capítulos se realiza en Scopus. Tras realizar toda la filtración de los 123 artículos bajo el modelo PRISMA con base en los criterios descritos anteriormente, se obtiene la siguiente estructura de exclusión e inclusión de documentos por criterios ya mencionados -ver Figura 1-.

Figura 1

PRISMA aplicado para la Exclusión de documentos

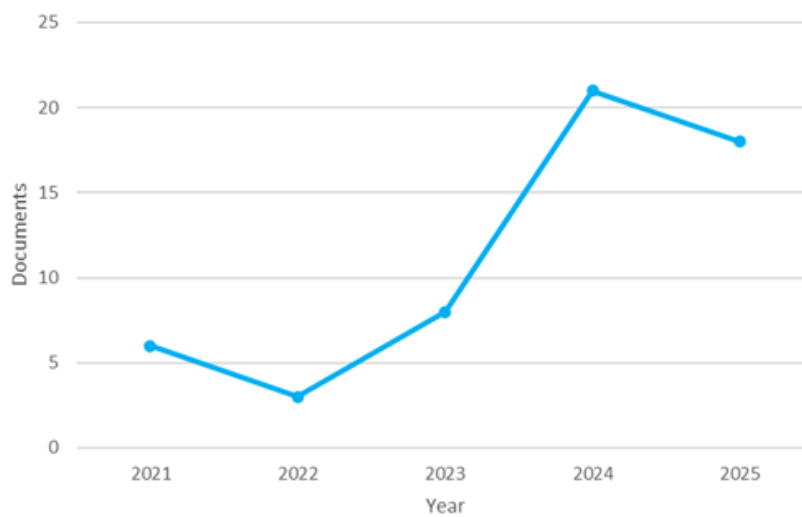


7.1.2. *Análisis Bibliométrico*

Una vez se han depurado todas aquellas investigaciones a partir de la aplicación de los criterios de inclusión y exclusión, se obtienen 56 artículos para esta revisión. Con esa ventana temporal de 2021 a 2025 y los criterios aplicados, se sabe identifica el año 2024 como aquel con mayor número de publicaciones al tema, con un total de 21 publicaciones, seguido de 2025, que lleva 18 publicaciones a la fecha, como muestra la Figura 2.

Figura 2

Publicaciones por cada año



De igual forma, se determina como hay gran participación en las publicaciones por parte de cinco revistas científicas, la Tabla 8 muestra la participación de cada una.

Tabla 8

Principales revistas de Publicaciones sobre IA y Sostenibilidad (2021-2025)

Revista Científica	Publicaciones
Sustainability Switzerland	4
Journal of Self Governance and Management Economics	4
Economics Management and Financial Markets	3
Technological Forecasting and Social Change	2
Systems	1
Otros	42
Total	56

Para ver su evolución de publicaciones con el tiempo, la Figura muestra el número de artículos publicado por cada una de estas revistas principales durante el periodo de 2020 a 2025.

Figura 3

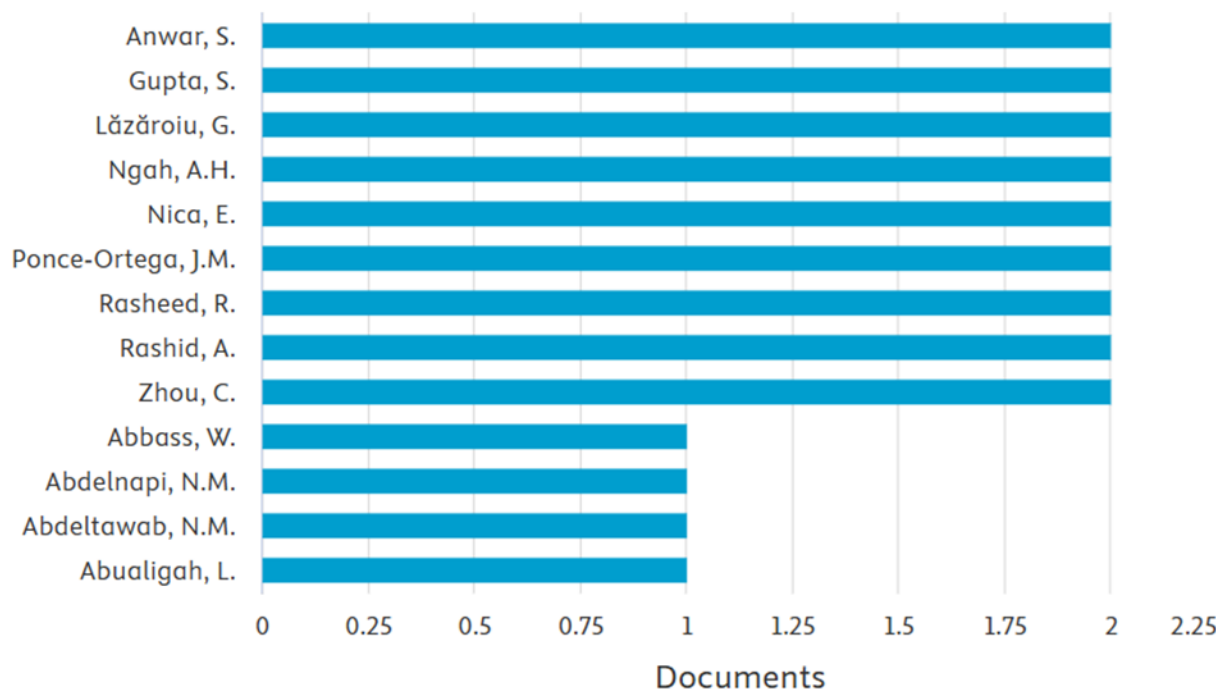
Revistas Cientificas con más publicaciones del Tema de Estudio



De igual forma, nueve autores han participado en dos publicaciones sobre el tema de estudio, siendo los que más aportan al tema de interés, siendo Anwar, S, Gupta, S., Lăzăroiu, G., Ngah, A.H., Nica, E., Ponce-Ortega, J.M., Rasheed, R., Rashid, A., y Zhou, C. En la figura 4 se muestra la relación de los principales autores que aportan al tema de la IA en la sostenibilidad empresarial.

Figura 4

Autores con más publicaciones del Tema de Estudio

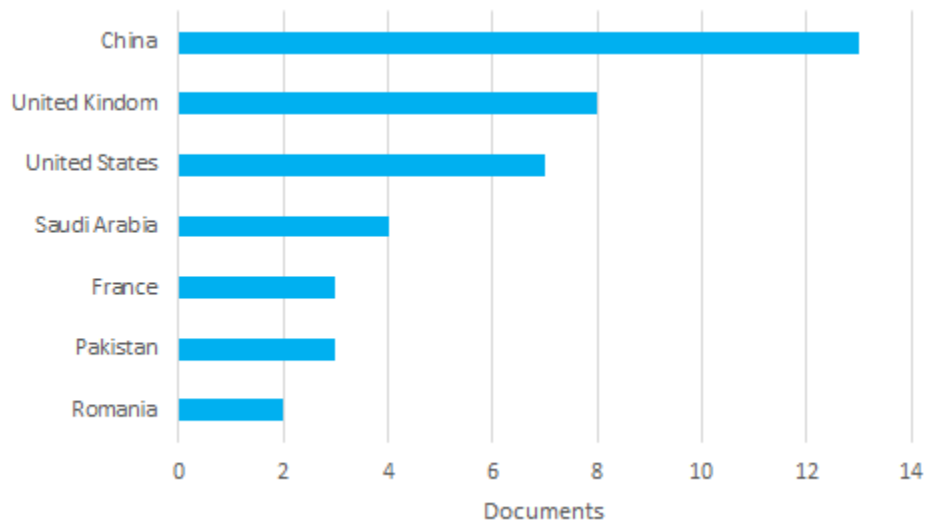


Para las 56 investigaciones que se consideraron en esta revisión, se identifica a China como líder en las publicaciones del tema, demostrando ser un país que investiga sobre innovación con IA para sostenibilidad social y medioambiental, representado más del 23% de artículos a utilizar

para la revisión, seguida de publicaciones en el Reino Unido, con el 14% de participación, tal y como se muestra en la Figura 5.

Figura 5

Participación por País para la Producción de Literatura sobre IA y Sostenibilidad



7.1.3. Análisis de Co-ocurrencia

Para identificar los artículos y las revisiones fue necesario seguir el modelo de bola de nieve, donde el primer paso es identificar las publicaciones que existen en la actualidad, razón por la cual se extrajo el siguiente mapa de co-ocurrencia de conceptos -ver Figura 6-, en el cual se puede notar cuáles son las palabras clave que más impacto tienen de acuerdo a la ecuación de búsqueda utilizada.

documentos, de modo que cuanto más gruesa o intensa sea la línea, mayor es la frecuencia de esa asociación, razón por la que los clústeres temáticos son:

- **Cluster verde (Manufactura e Industria 4.0):** Aparecen términos como smart manufacturing, predictive maintenance, 3D printing, internet of things, que reflejan aplicaciones de IA en procesos productivos y la digitalización de plantas industriales.
Autores: Anifowose & Anifowose (2024), Zhao & Chen (2025), Guerdis (2022), Xue et al. (2025), Rehman et al. (2025), Gohr et al. (2025), Srivastava et al. (2025), Farooq et al. (2024), Askr et al. (2025), Taghizad et al. (2025), Ateş et al. (2021), Sun et al. (2025).
- **Cluster amarillo (Machine Learning y Deep Learning):** Incluye machine learning, deep learning, convolutional neural network, image processing, evidenciando la vertiente más algorítmica y de procesamiento de datos y visiones artificial.
Autores: Agwu et al. (2025), Zamora et al. (2025), Fera & Spandonidis (2024), Cairone et al. (2025), García et al. (2024), Pimenow et al. (2025), Patrício et al. (2024), Gholami (2024), Brod et al. (2024), Yang et al. (2025), Chatterjee et al. (2023), Saif et al. (2024), Mandičák et al. (2024), Vinuesa et al. (2024).
- **Cluster azul (Bioenergía y medio ambiente):** Agrupa términos como microalgae, wastewater treatment, biofuel production, biomass, que señalan investigaciones en biotecnología y soluciones circulares para la sostenibilidad.
Autores: Ye et al. (2025), Damian et al. (2024), Song et al. (2024), Taoufik et al. (2023), Greif et al. (2024), García et al. (2024), Mor et al. (2025), Padilla et al. (2025), Arabit et al. (2023), Ping & Omar (2025), Zhao & Han (2025), Huang et al. (2025).

- **Cluster rojo (Huella y gestión de carbono):** Con carbon footprint, carbon emission, investment, innovation, orientado a medición de impacto ambiental y estrategias de descarbonización.

Autores: Konstantakis et al. (2025), Pratiwi (2023), Yudhistira et al. (2024), Salinas et al. (2024), Greif et al. (2024), Tripathi et al. (2023), Sardjono & Pratama (2025), Han et al. (2025), Ali et al. (2025).

- **Cluster morado/rosa (Desarrollo sostenible y economía circular):** En el centro aparece sustainable development y circular economy, conectando los distintos clusters y mostrando que la sostenibilidad es el eje que integra la investigación, siendo esta la aplicación principal de todas estas herramientas de IA.

Autores: Verdecchia et al. (2023), Majumdar et al. (2025), Zhang et al. (2025), Hosseini & Firoozabadi (2024), Leal et al. (2024), Agrawal et al. (2023), Jiao et al. (2024), Pi et al. (2025), Crocco et al. (2025).

El nodo más grande, “artificial intelligence”, está en el centro porque es el concepto más frecuente y actúa de puente entre las distintas áreas, desde optimizar fábricas y algoritmos de aprendizaje automático, hasta aplicaciones en biocombustibles y gestión de carbono, además, la proximidad entre nodos indica similitud temática o colaboración frecuente en los mismos artículos.

Se presenta el Apéndice A, que muestra una recopilación de la literatura (los 56 artículos citados en el capítulo de resultados) mostrando el respectivo título, revista donde está ubicado, DOI, cita en norma APA, metodología, resultado principal, así como beneficios y desafíos de aplicación de IA identificados en el respectivo artículo. Está organizada en orden alfabético.

7.2. Clasificación de las Herramientas de IA

Durante el proceso investigativo, se determinó como la inteligencia artificial, siendo una tecnología 4.0, se ha posicionado como una herramienta optimizadora de rendimiento en la manufactura. Ahora bien, Srivastava et al. (2025) coinciden con Askr et al. (2025) y Zamora et al. (2025), en que las aplicaciones de las herramientas de IA pueden clasificarse en cuatro grandes funciones: pronóstico, control, mantenimiento y diseño. En el ámbito del pronóstico, se hace énfasis en herramientas basadas en modelos de aprendizaje supervisado y no supervisado que permiten anticipar la demanda energética y optimizar la integración de recursos renovables en procesos industriales, reduciendo la huella de carbono mediante un despacho más eficiente y estable de la energía (Askr y otros, 2025).

Por otro lado, Taghizad et al. (2025) plantean que, en las herramientas de control, los algoritmos de optimización multiobjetivo y los sistemas de visión computacional generados por IA, permiten ajustar parámetros de operación manufacturera en tiempo real, por ejemplo, en el manejo de electrolizadores, calderas o sistemas de inyección de materiales, con lo cual se minimizan pérdidas y se aumenta la eficiencia global de la planta, siendo una innovación de alto valor.

En lo que respecta al mantenimiento, la IA actúa sobre la predicción de fallos y la gestión de activos, aplicando técnicas de machine learning y deep learning para anticipar deterioros y programar intervenciones con base en datos históricos y de sensores, reduciendo el desperdicio y mejorando la seguridad laboral (Zamora et al., 2025).

Finalmente, en el diseño, la IA tiene aplicaciones múltiples, un ejemplo de alto valor y que ha demostrado resultados favorables durante los últimos tres años es presentado por Agwu et al. (2025), quienes explican que la combinación de IA en programación junto a la manufactura aditiva permite generar configuraciones geométricas optimizadas que emplean menos material, al tiempo que garantizan propiedades de reciclabilidad y trazabilidad en línea con criterios de economía circular.

En otras palabras, la IA analiza un inventario, y determina, por ejemplo, en la producción textil, la configuración de corte de piezas producir la máxima cantidad posible de prendas con ese recurso limitado, programando de forma eficiencia para maximizar la producción, lo que se traduce en mejores desempeños de este entorno manufacturero (Agrawal et al., 2023). Esta clasificación es un resultado de la diversidad de aplicaciones, todas con incidencia directa en la sostenibilidad medioambiental y con un potencial indirecto para fortalecer dimensiones sociales como la seguridad ocupacional y la eficiencia de la fuerza laboral, mientras, simultáneamente se reduce el consumo y desperdicio.

La aplicación de la inteligencia artificial en la manufactura es un tema álgido que aborda diferentes implementaciones, y en este ámbito, conseguir las optimizaciones ha sido posible gracias a diferentes herramientas y enfoques, que pueden agruparse en cuatro grandes funciones encaminadas a mejorar la sostenibilidad medioambiental y social. Estas funciones son el pronóstico, control, mantenimiento y diseño de un sistema de manufactura, siendo las variables que representan ámbitos clave donde la IA optimiza operaciones industriales.

En ese sentido, Rehman et al. (2025) afirman que esas optimizaciones se realizan en favor del medio ambiente y, de forma indirecta, de las personas, como un doble beneficio en las dos dimensiones más importantes para cualquier sistema productivo. En este medio, Crocco et al. (2025) y Srivastava et al. (2025) coinciden que una de las formas más representativas de aplicar estas herramientas se da en los cambios a los sistemas de producción, con principios de producción verde, manufactura aditiva y eficiencia, en las mismas cuatro dimensiones ya mencionadas.

Desde otra perspectiva, Fera & Spandonidis (2024) coinciden con Mandičák et al. (2024) en que una de las bondades de las herramientas de IA se da en que permiten programar operaciones sin hacerlas autónomamente, teniendo la capacidad de guiar el proceso de desarrollo y esto lo pueden hacer mediante sistemas de recomendación de situaciones o de visualización masiva de datos (BI), de modo que la IA no toma una decisión en un sistema manufacturero -como programar la operación- pero si tiene la capacidad de analizar grandes volúmenes de datos y presentar los resultados sintetizados para visualizar la situación real y ordenada, y dar una sugerencia para tomar decisiones.

Ahora bien, dentro de la revisión sistemática de literatura se encontró que varios autores han coincidido con diferentes perspectivas o hallazgos de Crocco et al. (2025), que coinciden con Rehman et al. (2025) y Agrawal et al. (2023), y otros autores que motivan el desarrollo de la tabla 10, la cual contrasta cada una de esas herramientas citadas por categoría, y relaciona su aporte social en manufactura según los autores que han hablado de cada tema.

Tabla 9.

Cuadro Comparativo de Hallazgos de la Revisión de Literatura – Herramientas IA

Categorías de Herramientas de IA	Funciones en Manufactura				Autores
	Pronostico	Control	Mantenimiento	Diseño	
<p>Requerimiento: IA generativa que permite la creación de contenido tipo texto, audio, imagen y video.</p>	Chat GPT, Claude, Gemini, LLaMA, Mistral, Jasper, Copy.ai	Chat GPT, Claude, Gemini, LLaMA, Mistral. Lo hacen mediante una programación de apoyo.	Chat GPT, Amazon Polly, WaveNet.	DALL E, Midjourney, Stable Difussion, Adobe Firefly, Runway Gen-2, Synthesia.	Ye et al. (2025), Huang et al. (2025), Askr et al. (2025), Farooq et al. (2024), Greif et al. (2024), Salinas et al. (2024), Crocco et al. (2025), Anifowose & Anifowose (2024).
<p>Funcionalidad: Modelos Multimodales que permiten el procesamiento combinado entre texto, imagen, audio y video.</p>	GPT-4o/GPT-4 multimodal, Gemini Ultra	GPT-4o/GPT-4 multimodal, Gemini Ultra, CLIP	GPT-4o/GPT-4 multimodal, Gemini Ultra, CLIP	GPT-4o/GPT-4 multimodal, Gemini Ultra, CLIP	Ye et al. (2025), Xue et al. (2025), Yang et al. (2025), Ali et al. (2025), Greif et al. (2024), Majumdar et al. (2025), Taghizad et al. (2025), Ping & Omar (2025), Han et al. (2025).

Alcance: Con sistemas de recomendación y visualización y BI que permite desarrollar motores de sugerencias y Dashboards.

Power BI, Tableau, Plotly, Matplotlib

TensorFlow Recommenders, Amazon Personalize, LightFM, Power BI

Power BI, Tableau, Plotly

Power BI, Tableau, Plotly

Zamora et al. (2025), Damian et al. (2024), Fera & Spandonidis (2024), Mandičák et al. (2024), Mor et al. (2025), Yudhistira et al. (2024), Agrawal et al. (2023).

Requerimiento: Deep Learning e infraestructura con bibliotecas para el entrenamiento y arquitectura de modelos.

PyTorch, TensorFlow, Keras, JAX

PyTorch, TensorFlow, Keras, JAX

PyTorch, TensorFlow, Keras

PyTorch, TensorFlow, Keras, JAX

Zhao & Han (2025), Cairone et al. (2025), Capel et al. (2022), Song et al. (2024), Sun et al. (2025), Leal et al. (2024), Konstantakis et al. (2025), Padilla et al. (2025), Agwu et al. (2025).

Tabla 10.*Aporte social por Herramienta de IA*

Herramienta(s)	Técnica	Categoría	Aporte a lo social en manufactura
ChatGPT y Claude	Modelos de lenguaje y generación de texto	Requerimiento	Apoya la comunicación interna, la redacción de informes, la orientación operativa y la formación básica del personal y la comunicación para negocios.
Gemini	Modelos de lenguaje y generación de texto	Requerimiento	Facilita la síntesis de información, siendo un apoyo para tomar decisiones y permitiendo una consulta rápida de procedimientos.
Scikit-learn	Machine Learning supervisado y no supervisado	Funcionalidad	Permite construir modelos de análisis que apoyan decisiones justas, precisas y basadas en datos reales.
TensorFlow	Deep Learning y redes neuronales	Funcionalidad	Contribuye al desarrollo de soluciones que mejoran la seguridad, en sistemas la predicción de fallos y la confiabilidad de procesos.
Keras	Deep Learning	Requerimiento	Simplifica el desarrollo de modelos para capacitar equipos y prototipar soluciones de apoyo a las operaciones.
PyTorch	Deep Learning y redes neuronales	Requerimiento	Favorece el diseño de modelos flexibles para análisis técnico y apoyo a la innovación en equipos de trabajo.
Python	Programación para IA y análisis de datos	Requerimiento	Sirve como base para automatizar análisis, al tiempo que permite fortalecer capacidades digitales y ampliar la participación técnica del personal.
AWS	Cómputo en la nube y despliegue	Alcance	Facilita el acceso escalable a recursos de IA, lo que puede ampliar su uso en empresas y equipos de trabajo.
Azure AI	Plataforma de IA en la nube	Alcance	Permite desplegar soluciones que mejoran coordinación, trazabilidad y soporte al personal en procesos productivos.
AWS SageMaker	Entrenamiento y despliegue de modelos	Alcance	Ayuda a implementar modelos que apoyan la seguridad laboral, el seguimiento de procesos y la estandarización operativa.

7.3. Beneficios y oportunidades de las Herramienta de IA en sostenibilidad de Manufactura

Lo que respecta los beneficios, la implementación de estas herramientas ha sido muy positiva en la mayoría de escenarios, argumentando que esto depende del nivel de desarrollo, uno de los más relevantes es la eficiencia de las operaciones al reducir el consumo energético y de materias primas, lo cual impacta en menos costos, pero también en menor cantidad de emisiones de gases de efecto invernadero (Zamora et al., 2025), lo que también se traduce en competitividad y desarrollo empresarial frente a un entorno cada vez más complejo de sobresalir.

Ahora bien, el enfatizar más en los beneficios y oportunidades de IA, se encuentra la investigación de Zhang et al. (2025) la cual demostró, además, que la combinación de IA con IoT, manufactura aditiva y diseño sostenible acelera los tiempos de desarrollo de producto y facilita la producción en masa, reduciendo el sobreinventario y el riesgo de obsolescencia, al tiempo que mejora la circularidad del flujo de materiales, sin mencionar que, debido al incremento de eficiencia, se reducen las emisiones de gases de efecto invernadero.

En este contexto, Huang et al. (2025) también afirman que el “valor verde” es dado por el medio ambiente, permitiendo aplicar IAs generativas que puedan procesar imágenes y representar gráficas -como ChatGPT o Gemini- para generar una desmaterialización, que básicamente es la disminución de materiales y uso de carbono relacionado al diseño generativo, consiguiendo optimizar una operación al menor costo posible, permitiendo obtener optimizaciones en contextos previo de la operación, pero sin un mayor impacto.

Del mismo modo, Vinuesa et al. (2024) explican que cuando se abordan esos beneficios a nivel de sostenibilidad social, los beneficios se observan en la posibilidad de crear entornos de trabajo más seguros a partir la automatización de tareas peligrosas, así como en la apertura de nuevos perfiles laborales enfocados en análisis de datos, programación y gestión de algoritmos, lo cual aporta a la formación profesional.

Cuando se habla de beneficios y oportunidades de la IA en sostenibilidad de Manufactura, se encuentra que los autores tienen posturas variadas frente al tema, de hecho, según Zhao & Chen (2025) la adopción de herramientas de IA en las operaciones de manufactura tiene múltiples beneficios, pero estos son proporcionales al tamaño de la implementación de la herramienta, su enfoque y el esquema en el cual se desarrolla, razón por la cual siempre el beneficio u oportunidad obtenida es distinta.

Hay estudios que muestran beneficios derivados de pronósticos que, si bien nunca son exactos, tienen márgenes de error inferior al 10%, con herramientas puntuales de apoyo a la programación como los presentados en la Tabla 2, las cuales permiten ser un apoyo para el programador por ejemplo, permitiendo el desarrollo de códigos más rápida y apropiadamente, siendo entre las más relevantes *GetHub Copilot*, *DeepSeek*, *Skywork*, *Replit*, entre otras herramientas con la misma bondad (Ye et al., 2025).

Es necesario precisar que esas herramientas de IA en ningún escenario operan por sí solas, únicamente son el canal que optimiza la gestión que hace una persona en su labor, por ejemplo, ofreciendo mejora para crear un código de programación, permitir la analítica de datos y sobre ellos, es la persona encargada quien toma las decisiones, no la misma herramienta de IA. Los

avances hacen que si bien la mejor opción suele ser recomendación de la IA, la decisión final, implementación o revisión es responsabilidad de la persona encargada.

Dentro del desarrollo, la revisión permite encontrar que los beneficios de la IA en manufactura no son efectos automáticos ni homogéneos, son resultados condicionados por el tipo de aplicación y por el contexto organizacional, dado que cada empresa es distinta y su implementación es diferente. Autores como Xue et al. (2025) y Askr et al. (2025) plantean en su análisis que la IA traduce sus beneficios en eficiencia energética, reducción de desperdicios y mejor uso de recursos.

Sin embargo, la magnitud del beneficio varía, y Landeta et al. (2023) tienen una perspectiva distinta en su análisis, que está más alineada hacia la posición de Yudhistira et al. (2024), afirmando que las mejoras no son proporcionales en todos los casos, sino que son concretas a partir de objetivos previamente definidos -que deben ser claros desde un inicio-, como reducciones de hasta 20% en el uso de material en diseño y manufactura aditiva, o disminuciones cercanas al 20% en sobrantes de empaque mediante software inteligente.

Otros autores advierten que esos resultados solo se materializan cuando existe una correcta depuración de datos, infraestructura adecuada y una implementación alineada con el proceso productivo (Patrício et al., 2024), por lo que, en ese sentido, el beneficio no está en “usar IA”, sino en usarla donde realmente optimiza una decisión operativa crítica, y esta afirmación es compartida por Crocco et al. (2025) y Pi et al. (2025), quienes también recalcan en la misma línea, que un beneficio real en sector manufacturero se da por el contexto y la precisión de información, porque

no se puede aplicar ninguna herramienta deliberadamente sin un paso a paso, sin una necesidad o una oportunidad de mejor clara.

En el análisis también se observa una discrepancia entre la promesa ambiental de la IA y el costo oculto de su funcionamiento, ya que Salinas et al. (2024), presenta estas herramientas como una aliada de la sostenibilidad por su capacidad para anticipar fallas, reducir sobreproducción y mejorar la gestión de inventarios, Taoufik et al. (2023) señalan que el entrenamiento y despliegue de modelos avanzados requiere energía, agua y capacidad computacional, lo que puede generar cierta huella ambiental.

Esta afirmación no implica que la IA amenace más el medio ambiente respecto al beneficio que genera, pero si aclara que hay un costo ambiental que se debe considerar, y que, contrastando las afirmaciones de los otros autores, concuerda en que el éxito depende de la claridad de lo que se busca, y no aplicar sin un panorama claro de acción una herramienta que puede dar un resultado que al final del ejercicio, no genere valor real en una empresa.

Desde la perspectiva social, los beneficios son significativos, pero también más delicados de interpretar, porque si bien la IA puede mejorar la seguridad laboral, apoyar la supervisión en tiempo real e incluso reducir la exposición humana a tareas peligrosas, sus beneficios van más allá de fortalecer la trazabilidad de los procesos, y estos beneficios dependen de la capacidad de la organización para formar a sus trabajadores y adaptar sus prácticas de SST a entornos digitalizados (Saif et al., 2024; Zhao & Chen, 2025).

Así mismo, con la aplicación de herramientas de IA, principalmente generativas, es posible generar una mayor comunicación técnica entre diferentes áreas de una empresa de manufactura,

lo que, a su vez, permite estructurar manuales de reparación de máquinas, o mantenimientos especializados al buscar profundamente en la Red, y como efecto derivado, dar un cumplimiento de estándares de sostenibilidad que exigen a las empresas modernas (Agrawal et al., 2023; Gholami, 2024).

Otro beneficio claro de aplicar herramientas de IA es presentado por Sun et al. (2025) quien define el Energy-Aware manufacturin, como una programación de operaciones en esa industria manufacturera, pero con menor gasto energético, siendo otra oportunidad al futuro de la aplicación de estas herramientas.

En ese sentido, se encuentra un patrón común, y es que la literatura coincide en que existen beneficios principalmente enfocados a la sostenibilidad ambiental y generan oportunidades en el ámbito social, de modo que, en la literatura reciente predominan evidencias de mejoras en eficiencia de recursos, reducción de impactos ecológicos y fortalecimiento de la seguridad y competitividad de las empresas, pero para considerar las principales formas de beneficios y oportunidades, se presenta la tabla 11, esta muestra una comparativa entre autores, posturas, beneficios y oportunidades de implementar herramientas de IA en operaciones de manufactura.

Tabla 11

Cuadro Comparativo de Beneficios y Oportunidades de IA en Manufactura

Tipo de Herramienta	Mecanismo de Acción	Beneficio Ambiental	Beneficio Social	Autores
<p>1. IA generativa: Para procesamiento de texto, solicitudes, análisis de escenarios, imágenes, chatbots y voz.</p>	<p>Ecodiseño y Asistencia Técnica: Aportación de nuevas alternativas de diseño bajo restricciones ambientales y soporte en la toma de decisiones.</p>	<p>Desmaterialización: Disminución de materiales y uso de carbono relacionado al diseño generativo.</p> <p>Menor Obsolescencia: Aumento en la aceleración de innovación verde.</p>	<p>Desarrollo de capacidades: Mayor comunicación técnica y asistencia en tareas complejas.</p>	<p>Zhang et al. (2025), Vinuesa et al. (2024), Farooq et al. (2024), Askr et al. (2025), Huang et al. (2025), Salinas et al. (2024), Crocco et al. (2025), Anifowose & Anifowose (2024), Ye et al. (2025).</p>
<p>2. Modelos Multimodales: Permiten el procesamiento combinado entre</p>	<p>Mantenimiento predictivo e inspección: Ayuda en la detección de anomalías mediante visión y audio para evitar fallas graves.</p>	<p>Prolongación de vida útil: Disminución de paradas que no son planificadas.</p>	<p>Seguridad Industrial (SST): Disminución de riesgos por fallas mecánicas y mejora en la reacción ante incidentes mediante alertas. Crear manuales de reparación (o mantenimiento) de máquinas</p>	<p>Xue et al. (2025), Hosseini & Firoozabadi (2024), Gholami (2024), Yang et al. (2025), Ali et al.</p>

texto, imagen,
audio y video.

Detección de desviaciones: El control continuo de residuos y emisiones (ISO 14001)

gracias a herramientas de IA generativa.

(2025), Taghizad et al. (2025), Ping & Omar (2025), Zhang et al. (2025), (Agrawal et al., 2023; Gholami, 2024).

3. Sistemas de recomendación y visualización y BI:
Permite desarrollar motores de sugerencias y Dashboards.

Trazabilidad y Optimización de Ciclo de vida: Implementación de Dashboards y motores de recomendación para la gestión.

Eficiencia energética:
Ayuda en la reducción de consumo y huella de carbono basado en datos reales.

Economía Circular:
Trazabilidad de materiales y logística de residuos gracias al apoyo al encargado para validar datos, tomar decisiones e identificar el escenario actual empresarial.

Transparencia y cumplimiento:
Mejor recopilación de resultados y cumplimiento de estándares de sostenibilidad. Aclara que la herramienta de IA no opera autónomamente, solo da el resultado del análisis.

Zamora et al. (2025), Fera & Spandonidis (2024), Mor et al. (2025), Mandičák et al. (2024), Yudhistira et al. (2024), Agrawal et al. (2023). Sardjono & Pratama (2025), Vinuesa et al. (2024), Chatterjee et al. (2023).

4. Deep Learning e infraestructura: Bibliotecas para el entrenamiento y arquitectura de modelos.

Pronostico y control adaptativo: Entrenamiento de modelos predictivos para la demanda y algoritmos de optimización.

Reducción de desperdicios: disminuye por ajuste preciso de los parámetros de producción.

Energy-Aware manufacturing: Programación con menor gasto energético.

Fortalecimiento del esquema Operativo: Con la implementación de herramientas de IA, se alcanza mayor eficiencia en los procesos y disminución de tareas repetitivas para trabajadores, mediante la automatización, lo que mejora llevar a cabo labores cotidianas en el puesto de trabajo, calidad de vida laboral y eficiencia. Esto se consigue a rediseñar tareas dentro de un puesto de trabajo y ser más productivo.

Zhao & Han (2025), Saif et al. (2024), Pratiwi (2023), Song et al. (2024), Konstantakis et al. (2025), Sun et al. (2025), Padilla et al. (2025), Agwu et al. (2025)

Cuando se contrasta el mecanismo de acción con los beneficios que genera cada herramienta de IA, se encuentra que, por ejemplo, en lo que respecta la IA generativa -como ChatGPT- no se limita a “dar soporte” o “proponer alternativas”, su acción va más allá, al punto que actúa como un sistema de interpretación y síntesis de conocimiento (Anifowose & Anifowose, 2024). Cabe aclarar que la herramienta no opera por sí sola, no puede tomar decisiones o tener autonomía, sin embargo, al entrenarse con grandes corpus de texto, aprende patrones semánticos, relaciones entre conceptos y restricciones implícitas, ofreciendo una solución desde su análisis que es muy positiva.

Entonces cuando recibe normativas ambientales, fichas técnicas o criterios de ecodiseño, puede identificar exigencias como límites de toxicidad, reciclabilidad, consumo de recursos o compatibilidad de materiales y, a partir de esas restricciones, sugerir opciones de diseño menos contaminantes o más eficientes en materiales. Esa lógica técnica explica por qué Zhang et al. (2025) y Farooq et al. (2024), vinculan esta herramienta con ecodiseño, desmaterialización y asistencia técnica. El beneficio ambiental no se da solo de “generar texto”, sino de usar modelos de lenguaje para estructurar decisiones de diseño bajo restricciones claras, y acelerar iteraciones de innovación verde sin depender exclusivamente del juicio manual (Vinuesa et al., 2024; Askr et al., 2025).

Cuando se contrasta con los modelos multimodales, se encuentra que estos integran texto, imagen, audio y video para correlacionar señales de condición operacional, de modo que tienen la capacidad de detectar anomalías en vibración, temperatura, ruido o apariencia superficial, lo que permite a un analista de datos, situaciones o escenarios empresariales anticiparse sobre posibles fallas y activar mantenimiento predictivo. En términos ambientales, esto prolonga la vida útil de

equipos, reduciendo paradas no planificadas y facilitando el control de emisiones y residuos (Xue et al., 2025; Ali et al., 2025).

En lo que respecta el criterio social, esta situación mejora la seguridad y salud en el trabajo al disminuir incidentes mecánicos y hacer más estructurada la respuesta temprana frente a posibles alertas, tal como lo plantean Hosseini & Firoozabadi (2024) y Gholami (2024). Por su parte, los sistemas de recomendación, visualización y BI operan a partir de la integración y depuración de datos de producción, energía, materiales y residuos, para luego convertirlos en tableros y motores de recomendación que generan patrones, desviaciones y oportunidades de mejora.

La lógica técnica es analítica, no autónoma, porque no ejecutan decisiones por sí mismos, sino que priorizan variables, y se permiten comparan escenarios para presentar evidencia para que el responsable valide acciones sobre trazabilidad, economía circular y cumplimiento ambiental, y es ahí donde Zamora et al. (2025), Fera & Spandonidis (2024) y Mor et al. (2025) asocien estas herramientas con eficiencia energética, trazabilidad de materiales y transparencia.

En todo este proceso, es necesario aclarar que los beneficios que se generan de la aplicación de la IA no son estrictos, dependen del contexto de la organización, su mecanismo de acción, y más importante, considerando que la IA no es mágica, ni actúa por sí sola. Un ejemplo de esto se da en las certificaciones, que no las da directamente, sin embargo, si define todas las pautas para conseguirlo, definiendo que y como mejorar, con el fin de cumplir cabalmente requisitos, entonces, es una herramienta de apoyo, no de autonomía para tomar decisiones y resolver problemas por sí sola.

Con este análisis, el debate de entender si la IA vale la pena o en su desarrollo o si el impacto ambiental es más alto, es complejo de resumir en un sí o no absoluto, porque la literatura citada en la revisión muestra una relación de compensación condicional entre ahorro energético operativo y costo energético computacional. Por ejemplo, desde la perspectiva positiva, se encuentran autores como García et al. (2024), Greif et al. (2024) y Brod et al. (2024) quienes coinciden en que la IA, bien aplicada, tiene el potencial de dar las directrices para que una empresa pueda tomar decisiones para reducir emisiones, mejorar el uso de recursos, optimizar rutas, anticipar fallos y evitar sobreproducción.

Esto hace que el beneficio ambiental surge en la planta cuando la herramienta ayuda a tomar decisiones más eficientes, sin embargo, se evalúa el contraste, ya que los mismos autores, y también Konstantakis et al. (2025) advierten que ese resultado de una operación analizada y programada con resultados de una herramienta de IA, depende de que el modelo esté bien implementado y de que el ahorro generado en el proceso productivo sea superior al consumo asociado al entrenamiento, para lo cual, se debe tener objetividad, claridad en los objetivos y la situación real, así como el despliegue y operación de la solución digital. En otras palabras, la IA puede ser sostenible, pero no por defecto, debe ser eficientemente desarrollada y aplicada.

En ese sentido, la discrepancia más fuerte aparece cuando se comparan los beneficios prometidos con el costo oculto que señalan Vinuesa et al. (2024) y Gohr et al. (2025). Estos autores permiten entender que la IA no solo consume energía en el momento de uso, sino que también implica infraestructura, servidores, refrigeración, procesamiento de datos y, en muchos casos, consumo de agua para enfriar servidores, lo que puede ocasionar también emisiones indirectas.

Entonces, esa observación cambia el criterio de evaluación, no basta con decir que una planta ahorra electricidad o reduce desperdicios, porque si para lograrlo depende de sistemas de cómputo intensivos, por eso, el análisis más sólido no consiste en afirmar que la IA siempre “vale la pena”, sino en reconocer que su conveniencia ambiental debe medirse caso por caso, comparando el ahorro operativo con el costo energético total del sistema que la soporta.

Todo esto permite constatar que la IA solo supera su costo ambiental cuando genera una mejora suficientemente alta en variables críticas de manufactura, pero esto solo se puede analizar caso por caso individualmente, lo que coincide con la advertencia de Han et al. (2025) y Anifowose & Anifowose (2024), quienes muestran que una implementación deficiente puede aumentar la huella digital y hasta producir un efecto rebote, es decir, una mayor afectación sobre recursos por buscar eficiencia sin control real.

7.4. Retos y desafíos de implementar herramientas de IA en Manufactura

Según Zhang et al. (2025) uno de los principales desafíos de implementar IA en operaciones de manufactura es la dependencia de datos de alta calidad, ya que de esto depende el desempeño del ejercicio productivo, pues sin información suficiente y confiable, los modelos desarrollados por la IA pierden precisión y pueden inducir errores de decisión con consecuencias críticas para la operación que, en el mejor de los casos, serán pérdidas económicas fuertes.

Asimismo, es importante considerar los posibles efectos sociales adversos de estas implementaciones, como la automatización intensiva, que puede generar desplazamiento de empleos tradicionales, a menos que se acompañe de políticas de formación y reconversión laboral, es importante advertir sobre el riesgo del “efecto rebote”, en el que las mejoras de eficiencia

reducen los costos de producción y conducen a un incremento en los volúmenes fabricados, pero con un impacto ambiental negativo por una gestión inadecuada por IA (Askr et al., 2025).

De acuerdo con Brod et al. (2024) esta situación se compleja al evaluar los retos y desafíos de implementar esas herramientas de IA, porque los autores coinciden con la postura de García et al. (2024) quienes afirman que todos los retos de la IA deben ser confrontados, dado que siguen un patrón, ligado principalmente a la seguridad, vulnerabilidad, fallos y posibles errores en el entrenamiento de la IA para analizar una situación concreta, sin embargo, son problemas estructurales y éticos complejos, que dejan ver la naturaleza sistémica ligada a estos desafíos.

Cuando se identifican retos y problemáticas asociadas al uso de alguna herramienta de IA, se encuentra que una preocupación por varios autores se da por la gestión del riesgo y la gobernanza del ciclo de vida de la IA, ya que Srivastava (2025), Askr (2025) y Zhang (2025) advierten cada uno en su propia investigación un punto en común, y es que, sin controles formales en diseño, entrenamiento, despliegue y monitoreo, la IA puede amplificar desperdicios y fallas.

En la misma línea, Xue et al. (2025), Landeta et al. (2023), Yudhistira et al. (2024) y Patrício et al. (2024) tienen un punto común, y muestran que la deriva de datos y la pérdida de estabilidad del modelo pueden generar una falsa sensación de eficiencia, porque la operación parece óptima mientras en realidad se siguen consumiendo recursos de forma ineficiente ya que no son resultados verificables o completamente reales.

Del mismo modo, una sección de los hallazgos se encamina hacia la calidad de los datos y la trazabilidad de las decisiones, donde Fera & Spandonidis (2024) y Gholami (2024) coinciden en que datos incompletos, sesgados o mal depurados degradan los modelos y pueden aumentar

reprocesos, scrap y gasto energético, aunque esto también lo han considerado otros autores como Xue et al. (202). Así mismo, Farooq et al. (2024) y Ali et al. (2025) se enfocan hacia la opacidad de la “caja negra” que dificulta auditoría, cumplimiento y mejora continua en un proceso, por lo que la IA no solo debe funcionar bien, sino también poder explicarse y validarse.

Ahora bien, cuando se habla del plano de la seguridad y el ambiente, Crocco et al. (2025) coincide con las posturas de Pi et al. (2025), Salinas et al. (2024) y Taoufik et al. (2023), quienes comúnmente, advierten que la ciberseguridad y la arquitectura segura no son un asunto complementario, sino algo de primera instancia e importancia, porque un ataque puede manipular datos, alterar decisiones y terminar en paradas, pérdidas materiales y mayores riesgos laborales.

Así mismo, Guerdis (2022), García et al. (2024), Han et al. (2025) y Ateş et al. (2021) resaltan que la vigilancia digital y el uso excesivo de sensores pueden afectar privacidad, clima laboral y bienestar de un sistema, de modo que la sostenibilidad social depende tanto de la tecnología como de sus límites éticos y organizacionales. Existen, además, dos tensiones estructurales, que son la brecha de habilidades y la huella ambiental o efecto rebote.

En esta situación, Pimenow et al. (2025) y Guerdis (2022) coinciden en que sin formación y gestión del cambio, la implementación de una herramienta de IA puede excluir trabajadores y aumentar errores, mientras que Salinas et al. (2024), Fera & Spandonidis (2024), Arabit et al. (2023) y Tripathi et al. (2023) se enfocan más hacia los beneficios en planta, afirman que estos pueden verse compensados por el consumo de cómputo, electricidad y agua, y Gohr et al. (2025) junto con Verdecchia et al. (2023) advierten que una mayor eficiencia puede terminar impulsando

más producción y, por tanto, más consumo total, lo que obliga a evaluar el desempeño en términos absolutos y no solo por unidad producida.

Otro de los desafíos o problemas identificados cuando se implementa una herramienta de IA, es el daño silencioso, el cual ocurre cuando un modelo parece seguir funcionando con normalidad, pero en realidad su desempeño se deteriora de forma gradual por cambios en los datos, el proceso o el contexto operativo, generando decisiones cada vez menos confiables sin que el fallo sea evidente de inmediato. En ese sentido, Xue et al. (2025) advierten que la deriva de datos puede producir fallos de producción “silenciosos”, lo que lleva a que la empresa crea estar operando eficientemente cuando en realidad está desperdiciando recursos y afectando la sostenibilidad.

El uso de sensores y sistemas de monitoreo basados en IA en entornos de manufactura tiene un impacto en la sostenibilidad social, ya que, aunque mejora la seguridad al permitir la detección anticipada de riesgos y la supervisión en tiempo real, también puede generar percepciones de vigilancia constante que afectan el bienestar y la confianza de los trabajadores, y en este sentido, Guerdis (2022) y García et al. (2024) señalan que la implementación de estas tecnologías, si no se gestiona con criterios de transparencia y límites claros, puede deteriorar el clima laboral y generar tensiones relacionadas con la privacidad y la autonomía en el trabajo.

Para tener una noción más clara de todos estos argumentos, y compararlos de forma que se pueda relacionar cada autor que habla en cada dimensión de retos y desafíos de implementar las herramientas de IA, la tabla 12 muestra esa comparativa organizada, el respectivo aporte y contexto de la IA.

Tabla 12.*Retos y Desafíos al Implementar IA*

Escenario que Genera el Reto o Desafío	Aportes conceptuales y metodológicos	Contexto de la IA	Retos y/o desafío en sostenibilidad en manufactura	Autores Relacionan los argumentos
Gestión integral del riesgo en IA con ciclo de vida que podría afectar las operaciones.	Identificación de riesgos por fase diseño entrenamiento, despliegue, monitoreo y controles verificables	Transversal	Falta de un esquema bien estructurado con proyectos de IA sin gestión formal, lo que puede generar decisiones que incrementen desperdicios, fallas y riesgos a personas y el medio ambiente.	Srivastava (2025); Askr (2025); Zhang (2025)
Calidad y representatividad de datos y sesgos para enviar lotes defectuosos o sesgos de datos para programar horarios y turnos de trabajo.	Protocolos de limpieza, etiquetado, balanceo y auditoría de datos	Pronóstico, calidad y mantenimiento	Datos incompletos o sesgados que degradan modelos y pueden aumentar scrap, reproceso y consumo energético por decisiones erróneas. Se da por malas datos, y residuos o pérdidas energéticas. También sesgos pueden afectar la producción por malas asignaciones laborales de turnos al no tener información veraz y clara.	Fera & Spandonidis (2024) Gholami (2024)
Deriva de datos y concepto para tener fallos de producción,	Detección de fallos, alarmas, reentrenamiento y pruebas de regresión	Transversal	El desempeño cae con cambios de proceso, demanda o materiales, sin monitoreo, el modelo falla	Xue et al. (2025) Askr et al. (2025)

como un daño silencioso.		“silenciosamente” afectando el funcionamiento y desarrollo general de la producción. El riesgo de sostenibilidad es que la empresa cree que está operando eficientemente (porque el modelo lo dice), cuando en realidad está desperdiciando recursos. Es un riesgo de falsa sensación de seguridad.	Landeta et al. (2023) Yudhistira et al. (2024), Patricio et al. (2024)
Ciberseguridad	Gestión del riesgo cibernético y arquitectura segura, lo cual afecta pro el robo de información, pero también afectando el proceso.	IoT y control de ataques.	Ataques o brechas que pueden manipular datos y decisiones, aumentando riesgos de seguridad laboral, paradas, emisiones y pérdidas de material. Pi et al. (2025), Salinas et al. (2024) Mandičák et al. (2024)
Trazabilidad de decisiones	Métodos de explicación y validación con usuarios de las empresas. La IA no puede comprobarse que tome decisiones por sí sola.	Calidad, control, seguridad	Caja negra que reduce confianza y complica acciones como la auditoría, cumplimiento y mejora continua de la operación que puede bloquear o encubrir fallas. Farooq et al. (2024) Ali et al. (2025)

Privacidad y vigilancia laboral	Minimización de datos, límites de uso, transparencia y consentimiento de datos e información sensible.	Sensores y visión para seguridad y eficiencia	Riesgo social por una percepción de vigilancia y afectación de derechos, con un deterioro de clima laboral. Esto afecta el bienestar del trabajador también por no poder estar tranquilo en su puesto de trabajo.	Guerdis (2022) García et al. (2024), Han et al. (2025), Ateş et al. (2021)
Brecha de habilidades y cambio en la empresa.	Planes de formación y gestión del cambio para que el personal pueda estar en condición de manipular y programar la IA.	Transversal	Falta de capacidades impide implementar y operar IA correctamente, porque aumenta errores, resistencia y baja realización de beneficios sostenibles. El riesgo que deriva de esto, se da en la exclusión laboral.	Guerdis (2022) Pimenow et al. (2025)
Huella ambiental de la IA	Medición de consumo de cómputo y la implementación de enfoques "Green AI" porque se reduce un consumo de energía.	IA en nube y entrenamiento	Los beneficios en planta pueden verse compensados por huella del cómputo como electricidad y agua, especialmente si la matriz energética es intensiva en carbono.	Fera & Spandonidis, (2024), Arabit et al. (2023) Tripathi et al. (2023)
Efecto rebote de eficiencia con más producción y consumo.	Evaluación con métricas absolutas y no por unidad, para ver realmente el	Optimización y control	Mejorar la eficiencia podría incentivar expansión de producción y consumo total de recursos, reduciendo el beneficio	Gohr et al. (2025) Fera & Spandonidis (2024),

beneficio y
relación con uso.

ambiental absoluto si
no hay metas ni
controles bien
desarrollados en las
empresas.

Verdecchia et al.
(2023)

Como se ha mencionado la IA genera grandes beneficios, no actúa por sí sola, es solo un referente para apoyar acciones y permitir a las empresas mejorar sus operaciones -como obtener certificaciones ISO- pero el mayor riesgo no es fallar, sino implementar de forma errada estas herramientas y causar daño con efecto rebote, o una huella digital más fuerte, que a su vez, puede ocasionar problemas sociales como exclusión laboral, despidos, o riesgos exigencias que superan las responsabilidades de la contratación inicial (Guerdis, 2022). Esto hace necesario evaluar la forma de implementación.

7.5. Análisis Comparativo entre Hallazgos

Durante el desarrollo de la revisión sistemática de literatura, los resultados muestran un patrón consistente, porque la evidencia se concentra en aplicaciones que impactan primero la sostenibilidad ambiental, por eficiencia energética, reducción de emisiones, optimización de recursos y circularidad, y, como efecto asociado, generan oportunidades en sostenibilidad social con seguridad ocupacional, rediseño de tareas y nuevos perfiles laborales.

Entonces, sobre los 56 artículos citados, se concluye que hay un punto en común con cuatro funciones principales de las herramientas de IA en manufactura, que son pronóstico, control, mantenimiento y diseño, y que la huella de carbono debe evaluarse caso a caso según tamaño,

contexto y estrategias de implementación. En lo que respecta el pronóstico y planificación de demandas, la literatura coincide en que el pronóstico permite integrar coordinación de datos para demandas de energía, inventarios o recursos materiales y humanos, todo para planificar con menor sobreproducción y menos desperdicio.

Un problema identificado en la aplicación en diseño, es que este puede ser generado por la herramienta de forma equívoca, por un análisis de patrones diferentes a la realidad, de modo que ese diseño “eficiente” fomente un consumo excesivo. En lo que respecta al pronóstico también se permite anticipar datos para generar sistemas productivos más eficientes, generando así, como efecto derivado, una reducción de las emisiones de un sistema productivo. Ahora bien, resaltando herramientas que van desde la programación automática con IA en lenguajes como Python, hasta mecanismos más específicos como una analítica de grandes volúmenes históricos de datos. En el control se busca la optimización y control en tiempo real de las operaciones de manufactura, y en comparación con el pronóstico, este tiene un impacto más directo sobre la operación, porque ajusta parámetros en tiempo real a partir de una optimización multiobjetivo y control avanzado, buscando mínimos de consumo energético y residuos.

En el mantenimiento se consigue de un carácter predictivo y gestión de activos, porque los hallazgos se alinean en que la IA reduce desperdicio y paradas no planificadas al anticipar fallas, extendiendo vida útil de activos y mejorando seguridad laboral, lo que da paso al diseño, que, gracias a las IA Generativas, como ChatGPT-5, se relaciona la economía circular, porque puede ofrecer herramientas para tomar decisiones y optimizar geometrías, reducir el material desperdiciado y facilita trazabilidad y reciclabilidad, sin mencionar que al integrarse con

manufactura aditiva e IoT, acelera el desarrollo de productos y reduce obsolescencia y sobreinventario, fortaleciendo circularidad y reduciendo emisiones.

Para presentar más estructuradamente esa comparativa de resultados, la tabla 13 muestra un cuadro comparativo entre hallazgos, riesgos o limitaciones y una estrategia recomendada de acuerdo a cada función de la IA.

Tabla 13

Comparativa de Hallazgos

Función de IA	Beneficios Generales	Riesgo y/o limitación dominante
Pronóstico	Mejor integración energética y reducción de desperdicios y emisiones siempre y cuando se haga de forma amplia al contexto real de la empresa, permite además una anticipación de la demanda de recursos humanos.	Datos insuficientes o sesgados que reducen precisión y causan decisiones erróneas por fallo.
Control	Ajuste en tiempo real para minimizar consumo energético y residuos	Ataques o brechas que pueden manipular decisiones y aumentar riesgos o emisiones
Mantenimiento	Predicción de fallos, menos desperdicio, mayor seguridad general de las operaciones de manufactura. Menor cantidad de paradas no planificadas.	Deriva del proceso reduce desempeño si no se monitorea
Diseño	Menos material, más circularidad, con menor obsolescencia o sobre inventario. Menos sobreproducción o sobrestock. Trazabilidad y reciclabilidad	Efecto rebote, que indica más eficiencia, equivale a más volumen y esto genera mayor impacto si no hay un control efectivo.

7.6. Estrategias y Recomendaciones de aplicación de IA para la Sostenibilidad

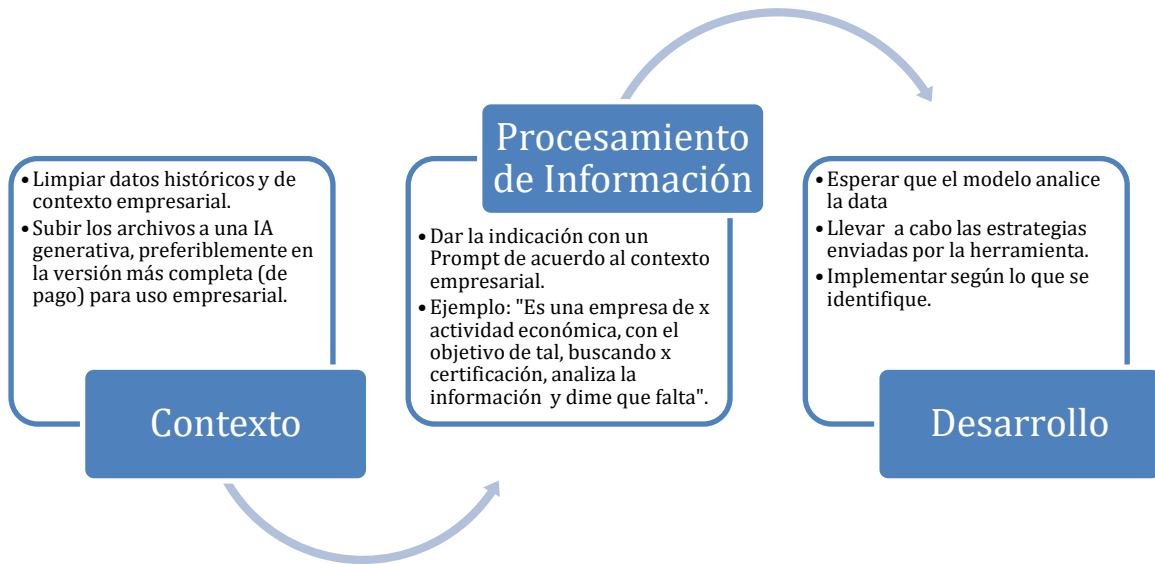
Las estrategias para mejorar la aplicación de la IA en la sostenibilidad son las siguientes, generadas a partir del análisis de la literatura que se evaluó con este proyecto:

Estrategia 1: Alineación estratégica con sostenibilidad y hoja de ruta, de modo que la implementación de la IA se haga partiendo desde la visión explícita que sea todo en función de la sostenibilidad ambiental y social, y esto se traduzca en metas operativas como un mejor consumo de energía, residuos, emisiones, seguridad y bienestar, y todo en una hoja de ruta por fases, porque no se puede implementar deliberadamente, debe tener un paso a paso o un entorno secuencial que evita implementaciones separadas, sino que garantice priorizar casos de uso con mayor impacto, de modo que la IA esté alineada con el sistema de gestión y los objetivos de desempeño de la organización. Es decir, sus necesidades reales. Estrategia sustentada en Slaper & Hall (2024), López (2024), Rodríguez & Rodríguez (2024), Majumdar et al. (2025) y González et al. (2025).

Estrategia 2: La IA por sí sola no puede generar certificaciones ni operar de forma autónoma, pero puede ser empleada, mediante una herramienta generativa para un análisis documental de la situación actual de la empresa, y que explique, según las necesidades específicas del negocio, que actualizaciones realizar. Esto se realiza con base en un ordenamiento documental, cargando en la misma plataforma la síntesis de situación actual para cumplir cabalmente los requisitos para poder optimizar la operación manufacturera de la empresa. La figura 7 muestra el modelo propuesto para seguir con el uso de IA en esta estrategia.

Figura 7

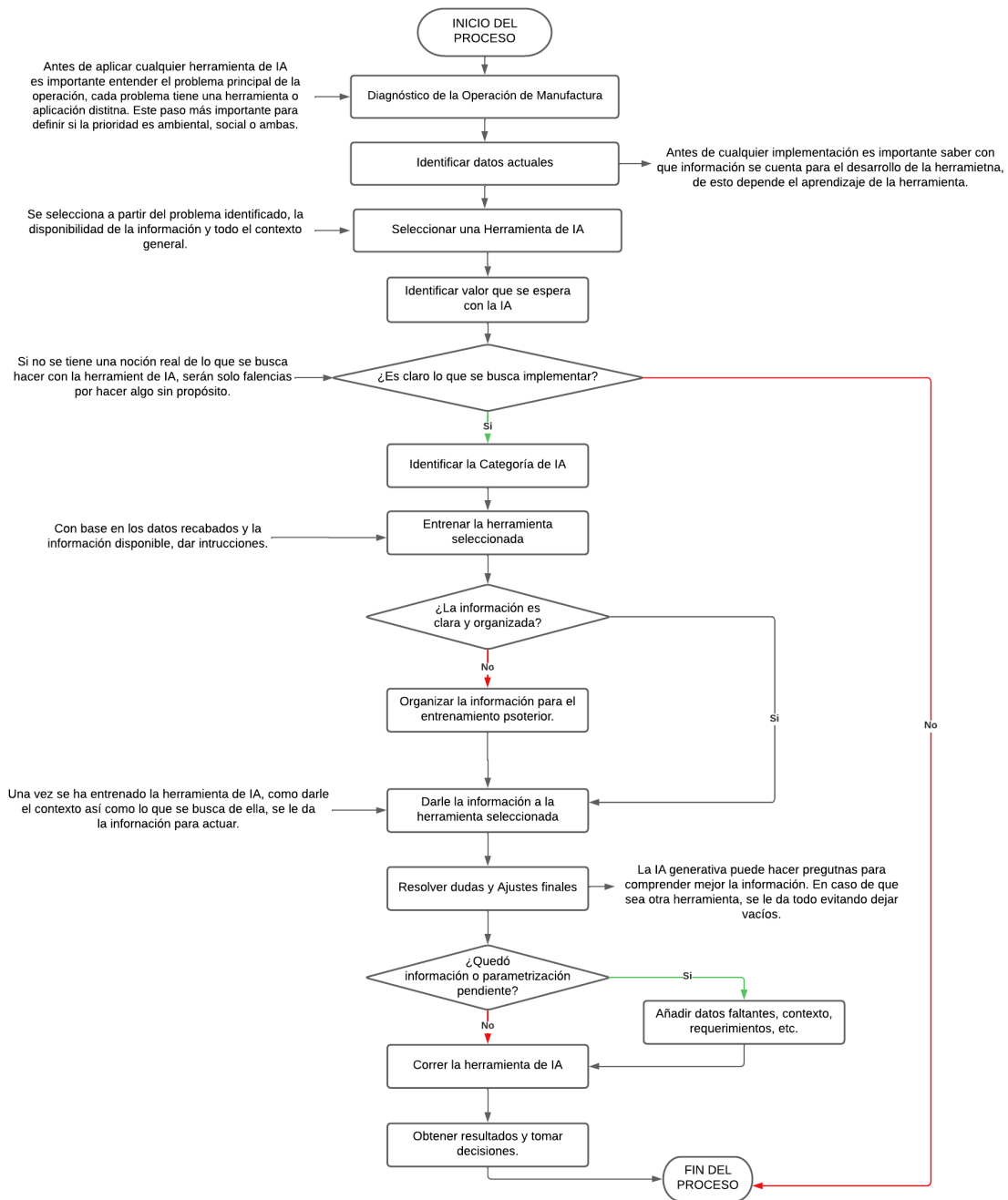
Modelo de Seguimiento para uso de la IA



El esquema de estrategias más amplio, con una directriz más completa con base en los hallazgos de la revisión documental se presenta a continuación, mediante la figura 8.

Figura 8

Esquema Estratégico para generar Sostenibilidad Social y Medioambiental



Si bien este esquema gráfico no es un modelo estricto de implementación, si es una ruta lógica para implementar una herramienta de inteligencia artificial en una operación de manufactura de manera ordenada, consciente y alineada con un objetivo real de sostenibilidad, sin desperdicio, sino considerando efectividad. En este escenario, el proceso inicia con un diagnóstico de la operación, porque antes de usar cualquier herramienta es indispensable entender cuál es el problema principal que se quiere resolver, ya sea de tipo ambiental, social, productivo u operativo.

Con el diagnóstico se identifican los datos actuales disponibles, la calidad y la cantidad de información, parámetros que determinan la utilidad de la herramienta que se seleccione, por eso no se debe avanzar sin saber con qué información se cuenta y si esta es suficiente para entrenar o alimentar la IA. Al seleccionar la herramienta más apropiada, es posible determinar el plan de acción para cumplir objetivos, entrenar la IA y poder obtener un resultado más preciso.

Estrategia 3: Desarrollar estrategias con proveedores y buscar nuevas alternativas de producción y de ecdiseño desde las materias primas a partir de un análisis de consumo de materias primas realizado por una herramienta de IA generativa. Estrategia creada con base en Yang et al. (2025), Sun et al. (2025), Xue et al. (2025), Ali et al. (2025), Yudhistira et al. (2024) y Agrawal et al. (2023).

Estrategia 4: Los datos deben ser revisados y organizados para no estar sesgados, de modo que sea posible sacar el máximo provecho y ajustar turnos por ejemplo o datos de acuerdo con datos apropiados a la realidad. Estrategia creada con base en Fera & Spandonidis (2024), Gholami (2024), Xue et al. (2025) y Patrício et al. (2024).

Estrategia 5: Gobierno de datos y gestión de buenas prácticas sobre Big Data para asegurar confiabilidad en el tiempo, ya que hay muchos riesgos o fallos por la IA y sus posibles vulnerabilidades, así que se recomienda fortalecer la arquitectura de datos con captura, calidad, trazabilidad y ciberseguridad para que sea posible determinar un esquema de desarrollo confiable, libre de posibles amenazas, y para ello, se deben adoptar prácticas de monitoreo, detección de casos atípicos o escenarios que generen incertidumbre por fallos, para posteriormente implementar el reentrenamiento y pruebas de regresión para mantener el rendimiento real de los modelos en operación, creando pruebas de regresión para obtener resultados lo más alineados a la realidad de la empresa. Es de resaltar que, sin este componente, la IA tiende a degradarse sin previo aviso, cuando cambian condiciones de proceso, demanda o materias primas, comprometiendo resultados como seguridad y continuidad operativa. Solicitar a la IA también dar explicaciones de “como se hizo” y de qué forma impactó, no considerar solo la respuesta. Estrategia creada con base en Gohr et al. (2025), Verdecchia et al. (2023), Han et al. (2025) y Anifowose & Anifowose (2024).

Estrategia 6: Implementación gradual basada en pilotos de prueba, porque nunca la IA debe ser una versión definitiva, siempre hay oportunidades de mejora a partir del análisis de métricas como el beneficio neto. Entonces, es preferible iniciar con pilotos de pruebas como un pequeño mantenimiento predictivo, control energético e inspección de calidad, para evaluar los indicadores de antes y después y tener así una línea base de partida, a partir de ahí, hacer crecer el modelo para que sea posible tener el desarrollo completo. Entonces se deben priorizar pilotos en procesos de alto consumo energético (Control) o alta generación de residuos (Mantenimiento), donde el ROI ambiental es mayor y más rápido de demostrar, así como entornos sociales como pilotos de ergonomía o seguridad asistida por IA. Se debe asegurar que el ahorro operativo sea

mayor a la huella de entrenamiento del modelo. Estrategia creada con base en Crocco et al. (2025), Pi et al. (2025), Salinas et al. (2024), Taoufik et al. (2023), Farooq et al. (2024) y Ali et al. (2025).

Estrategia 7: Gestión del cambio y desarrollo de capacidades para sostenibilidad social, de modo que la dimensión social requiere formación para el personal, con comunicación transparente y participación de usuarios de planta para reducir resistencia y asegurar apropiación con las innovaciones implementadas. Ligado a esto, es necesario planificar también el rediseño de roles y responsabilidades para que la automatización no se traduzca en deterioro de condiciones laborales, sino que, por el contrario, se vea como una oportunidad de mejora que reemplace tareas peligrosas o repetitivas y mejorar las competencias de valor del personal. Siempre se debe considerar el trabajo centrado en el hombre. Estrategia creada con base en Guerdis (2022), Pimenow et al. (2025), Toxtli (2024), Capel & Brereton (2022), García et al. (2024), Han et al. (2025) y Ateş et al. (2021).

7.7. Artículo Publicable

Resultado de la investigación y como cumplimiento del objetivo específico 5. Se presenta en el apéndice B.

8. Conclusiones

Con base en la revisión sistemática de literatura, se encuentra que el uso de las diferentes herramientas de IA en manufactura para optimizar operaciones no debe evaluarse solo por su desempeño técnico, sino por su efecto real en sostenibilidad ambiental y social, incluyendo sus beneficios y sus costos indirectos como energía, agua e infraestructura de cómputo, dado que muchas veces la optimización o mejora que brinda la IA puede tener un impacto negativo por el uso de servidores, refrigerantes, estructura de cómputo, consumo energético, para una mejora mínima.

En ese sentido, debe evaluarse el sistema completo de la IA aplicada en la manufactura, encontrando además que, los beneficios son proporcionales a las implementaciones, las estrategias, el contexto y mecanismos aplicados, y que en la mayoría de escenarios -según la literatura disponible- estos tienden a concentrarse en la dimensión ambiental, con eficiencia de recursos, reducción de residuos, mejoras de control y optimización de resultados, para conseguir que, en un sistema de producción, se consuman menos recursos por una misma producción, o se mejoren los beneficios obtenidos por un sistema más claro de operación.

Estas ventajas abren oportunidades sociales que se ligan a seguridad del trabajador, bienestar laboral y competitividad empresarial, porque la empresa, con una herramienta de IA bien implementada, mejora sus operaciones. Además de ello, se encuentran en la literatura disponible aplicaciones en economía circular por cierre de ciclos y valorización de residuos, gestión ambiental con monitoreo y cumplimiento, y mejoras a lo largo de la cadena de suministro como previsión, inventarios y transporte, pero esto se determina según el tamaño y contexto empresarial, porque,

por ejemplo, para grandes organizaciones con sistemas complejos, las mejoras pueden tener impactos esperados muy fuertes.

Pese a lo anterior, también se encuentran en la literatura analizada retos que condicionan ese impacto, como calidad y representatividad de datos, lo cual genera sesgos grandes que derivan del modelo cuando cambian procesos o insumos, de modo que sin una programación o contexto claro y bien definido, el desarrollo del modelo de IA no tiene el resultado esperado, y, por el contrario, los sesgos de información hacen que las estrategias que puedan surgir o las decisiones que se planteen, afecten las operaciones de la organización manufacturera.

Otros retos se dan en ciberseguridad, trazabilidad, riesgos sociales por privacidad y percepción de vigilancia laboral, y brechas de habilidades para desarrollar los mecanismos de gestión de la IA, donde todo esto dificulta la operación de dichos modelos para mejora, y, por ende, el desempeño general de la organización manufacturera. A esto se suma el riesgo del efecto rebote, que es lograr eficiencia por unidad, pero aumentar el consumo total si crece la producción sin metas y controles, es decir, sin tener un panorama claro y real de lo que está, cuenta y desarrolla la empresa, con la posibilidad de que la huella del cómputo compense parte de los beneficios si no se mide adecuadamente.

Se encontró que los autores coinciden en muchos aspectos, pero también difieren en aspectos importantes, sin embargo, el punto común encontrado con los 56 artículos analizados, es que la IA es positiva, tiene un potencial fuerte de optimización de operaciones en manufactura y por ende tener beneficios en sostenibilidad social y ambiental, pero todo debe estar encaminado a

la funcionalidad, la formación de personal, la objetividad de los datos y las implementaciones dadas.

Durante el desarrollo del proyecto, se encontraron limitaciones como el uso de Scopus, que continuamente cambiaba resultados de búsqueda por modificaciones mínimas en la ecuación de búsqueda, y a veces se filtraban artículos duplicados o en idiomas diferentes a los presentados, por un error en el momento de la subida, sin embargo, con la revisión manual estas limitaciones fueron subsanadas, y el proceso de lectura, aunque fue largo, permitió responder correctamente a los objetivos, encontrando como la sostenibilidad en manufactura es posible, gracias a implementar objetivamente la IA y siguiendo las estrategias presentadas.

Hubo también limitaciones metodológicas de esta revisión sistemática, conviene reconocer que la búsqueda se realizó exclusivamente en Scopus, lo cual, aunque garantiza calidad y cobertura amplia del tema central de estudio, puede haber dejado por fuera estudios relevantes indexados en otras bases de datos especializadas y, por tanto, restringe la representatividad del conocimiento producido.

Asimismo, la selección estuvo concentrada principalmente en publicaciones en inglés y español, de modo que pudieron excluirse aportes valiosos escritos en otros idiomas, especialmente en contextos donde la adopción de IA y sostenibilidad en manufactura ha tenido desarrollos tempranos, para muchos artículos de Asia. A esto se suma que la ventana temporal definida entre 2021 y 2025 privilegia la literatura más reciente, pero puede omitir trabajos previos al 2021 que, aunque no sean tan actuales, pudieron aportar fundamentos conceptuales, antecedentes empíricos o enfoques metodológicos útiles para comprender con mayor profundidad la evolución del tema.

9. Recomendaciones

Las herramientas de IA pueden ser un aliado valioso para las organizaciones de manufactura gracias a sus múltiples herramientas y aplicaciones, sin embargo, su implementación es un reto, por lo que se recomienda que si se busca implementar la IA, se haga desde una alineación estratégica explícita con sostenibilidad, a la realidad del negocio y no replicando modelos de otros entornos que posiblemente no permitan tener un desempeño apropiado, para funcionar, debe estar traduciendo objetivos ambientales y sociales a metas operativas medibles y a una hoja de ruta por fases, porque es un proceso secuencial largo, y no una implementación deliberada y masiva.

Del mismo modo, se recomienda fortalecer gobierno de datos y la ciberseguridad para proteger la información que pueda procesar la IA, ya que, al ser una innovación tecnológica, es vulnerable ante posibles ataques que puedan corromper la información y tomar datos sensibles. Así que se recomienda que se haga de forma efectiva la implementación desde los marcos de seguridad digital, sin esto, los modelos pueden degradarse en operación y producir decisiones que incrementen reprocesos, consumo energético o riesgos de la información.

La evaluación de un escenario manufacturero aplicado con mejoras de IA debe hacerse desde el beneficio neto e indicadores absolutos para evitar una sostenibilidad aparente y gestionar el efecto rebote y realmente no sea apropiado o beneficioso implementar esas herramientas. Los planes de formación de personal también son necesarios porque programar la IA requiere un experto que entienda su funcionamiento y alistamiento de datos.

Como recomendación general, este trabajo sugiere que las organizaciones manufactureras adopten las herramientas de IA de manera gradual, estratégica y controlada con indicadores y trazabilidad, priorizando primero las aplicaciones que la literatura mostró con mayor respaldo en la revisión, como IA generativa y modelos de lenguaje para gestión documental, síntesis de información, apoyo al análisis de requisitos y diseño de contenidos técnicos, y, seguido a ello, usos orientados al diseño y ecodiseño de procesos, donde la IA puede ayudar a optimizar materiales, reducir desperdicios y mejorar la trazabilidad de decisiones.

En ese sentido, herramientas con soluciones generativas no deben verse como apoyo administrativo, sino como parte de un esquema de innovación que conecte el trabajo documental, la planeación y la mejora operativa con objetivos de sostenibilidad social y ambiental, y esta recomendación se consolida con los hallazgos del capítulo de resultados y con las estrategias formuladas, donde la IA generativa y el diseño asistido son como vías concretas de aplicación en manufactura.

Se recomienda implementar el modelo de seguimiento propuesto en la figura 7 como mecanismo de control continuo para verificar si la IA realmente está produciendo beneficios netos y no solo eficiencia aparente, donde ese seguimiento debería incluir indicadores de desempeño operativo, ahorro de recursos, calidad de decisiones, huella ambiental del cómputo, y efectos sobre el trabajo humano, de modo que la empresa pueda comparar beneficios y costos en cada etapa de uso.

Referencias Bibliográficas

- Agrawal, R., Majumdar, A., Kumar, A., & Luthra, S. (2023). Integration of artificial intelligence in sustainable manufacturing: current status and future opportunities. *Operations Management Research*, 16(4), 1720-1741, DOI: 10.1007/s12063-023-00383-y.
- Agwu, O., Alatefi, S., & Alkouch, A. (2025). Modelling the future of cleaner energy: Explainable artificial intelligence model for green hydrogen production rate estimation. *Cleaner Engineering and Technology*, 27(12), 1010-1021, DOI: 10.1016/j.clet.2025.101040.
- Álava, W., Rodríguez, A., Mar, O., & Bron, B. (2023). El papel de la inteligencia artificial en la transformación digital de las empresas. *Revista Científica Tono*, 19(1), 23-42, URI: <https://www.revistatono.etcса.сu/tono/article/download/377/680>.
- Ali, Z., Muhammad, A., Lee, N., Waqar, M., & Lee, S. (2025). Artificial Intelligence for Sustainable Agriculture: A Comprehensive Review of AI-Driven Technologies in Crop Production. *Sustainability (Switzerland)*, 17(5), 2281-2293, DOI: 10.3390/su1705228.
- Anifowose, B., & Anifowose, F. (2024). Artificial intelligence and machine learning in environmental impact prediction for soil pollution management – case for EIA process. *Environmental Advances*, 17(88), 10054-10062, DOI: 10.1016/j.envadv.2024.100554.
- Arabit, J., García, P., & Prendes, E. (2023). La revolución de la Inteligencia Artificial en tiempos de negacionismo tecnológico. *RiiTE Revista interuniversitaria de investigación en Tecnología Educativa*, 12(15), 173-194, <https://doi.org/10.6018/riite.594461>.

Area, M., Del Prete, A., Sanabria, A., & Santos, M. (2024). No todas las herramientas de IA son iguales. Análisis de aplicaciones inteligentes para la enseñanza universitaria. *Digital Education Review*, 2(45), 141-149, URI: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9624308>.

Askr, H., Basha, S., Abdelnapi, N., Elgeldawi, E., Darwish, A., & Hassanien, A. (2025). Artificial intelligence for sustainable green hydrogen production: A systematic literature review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 224(91), 11607-11630, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.116071>.

Ateş, K., Şahin, C., Kuvvetli, Y., Küren, B., & Uysal, A. (2021). Sustainable production in cement via artificial intelligence based decision support system: Case study. *Case Studies in Construction Materials*, 15(91), 212-229, DOI: 10.1016/j.cscm.2021.e00628.

Brod, M., Martins, V., & Diniz, E. (2024). Artificial Intelligence for Sustainability: A Systematic Literature Review in Information Systems. *Revista de Gestão Social e Ambiental* 18(3), 1-20, DOI:10.24857/rgsa.v18n3-178.

Cairone, S., Oliva, G., Romano, F., Pasquarelli, F., & Mariniello, A. (2025). Enhancing process monitoring and control in novel carbon capture and utilization biotechnology through artificial intelligence modeling: An advanced approach toward sustainable and carbon-neutral wastewater treatment. *Chemosphere*, 376(19), 144299-144311, DOI: 10.1016/j.chemosphere.2025.144299.

- Capel, T., & Brereton, M. (2022). Summary - Advanced robotics and automation: implications for occupational safety and health. *Safe and healthy in the digital age*, 12(1), 130-145, URI: <https://healthy-workplaces.osha.europa.eu/en/publications/summary-advanced-robotics-and-automation-implications-occupational-safety-and-health?>
- Casasempere, A. (2020). Análisis documental bibliográfico. Obteniendo el máximo rendimiento a la revisión de la literatura en investigaciones cualitativas. *New Trends in Qualitative Research*, 4, 247–257, URI: <https://publi.ludomedia.org/index.php/ntqr/article/view/44>.
- Chatterjee, S., Chaudhuri, R., Kamble, S., & Gupta, S. (2023). Adoption of Artificial Intelligence and Cutting-Edge Technologies for Production System Sustainability: A Moderator-Mediation Analysis. *Information Systems Frontiers*, 25(5), 1779-1794, DOI: 10.1007/s10796-022-10317-x.
- Crocco, E., Broccardo, L., Alshaghdali, N., & Sharma, V. (2025). Green Innovation as Business Strategy in Small Manufacturing Businesses: Artificial Intelligence and Blockchain Effects. *Business Strategy and the Environment*, 34(8), 10207-10219, DOI: 10.1002/bse.70114.
- Damian, C., Devarajan, Y., Thandavamoorthy, R., & Jayabal, R. (2024). Harnessing artificial intelligence for enhanced bioethanol productions: a cutting-edge approach towards sustainable energy solution. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 22(7), 719-727, DOI: 10.1515/ijcre-2024-0074.

- de Freitas, S., Sobral, S., Ribeiro, M., & da Luz, S. (2020). Concepts and forms of greenwashing: a systematic review. *Environmental Sciences Europe*, 32(19), 229-243, <https://doi.org/10.1186/s12302-020-0300-3>.
- Demera, E., Sánchez, N., Franco, C., & Espinoza, J. (2023). Theoretical foundation of artificial intelligence in the development of mobile applications at the Institute of Admission and Leveling of the Technical University of Manabí. *TESLA*, 3(2), 1-11, <https://doi.org/10.55204/trc.v3i2.e223> 1.
- Farooq, M., Kumar, R., Khan, A., Singh, J., & Anwar, S. (2024). Sustainable machining of Inconel 718 using minimum quantity lubrication: Artificial intelligence-based process modelling. *Heliyon*, 10(15), 348-376, DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e34836.
- Fera, F., & Spandonidis, C. (2024). An Artificial Intelligence and Industrial Internet of Things-Based Framework for Sustainable Hydropower Plant Operations. *Smart Cities*, 7(1), 496-517, DOI: 10.3390/smartcities7010020.
- García, J., Andi, A., Arias, G., & Tuares, R. (2024). Inteligencia artificial y su contribución a la innovación en las empresas. *Negocios del Suma*, 6(2), 67-88, DOI: <http://209.45.49.25/ojs/index.php/CYD/article/view/2618>.
- García, S., Boullosa, D., Sanz, D., Trueba, A., & Gomez, M. (2024). Artificial-intelligence-model to optimize biocide dosing in seawater-cooled industrial process applications considering environmental, technical, energetic, and economic aspects. *Biofouling*, 40(5), 366-376, DOI: 10.1080/08927014.2024.2363241.

- Gholami, H. (2024). Artificial Intelligence Techniques for Sustainable Reconfigurable Manufacturing Systems: An AI-Powered Decision-Making Application Using Large Language Models. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(11), 152-170, DOI: 10.3390/bdcc8110152.
- Gohr, C., Rodríguez, G., Belomestnykh, S., D. Berg, Shauhan, J., Engler, L., . . . Lemke, O. (2025). Artificial intelligence in sustainable development research. *Nature sustainability*, 6(18), 962-989, <https://doi.org/10.1038/s41893-025-01598-6>.
- González, S., Román, M., Robles, C., & Vaca, C. (2025). Gestión empresarial de la sostenibilidad, RSE e Inteligencia Artificial. Una nueva frontera en las decisiones. *Región Científica*, 4(1), 921-933, URI: <https://biblat.unam.mx/es/revista/region-cientifica/articulo/gestion-empresarial-de-la-sostenibilidad-rse-e-inteligencia-artificial-una-nueva-frontera-en-las-decisiones>.
- Greif, L., Kimmig, A., & Bobbou, S. (2024). Strategic view on the current role of AI in advancing environmental sustainability: a SWOT analysis. *Disver Artificial Intelligece*, 4(45), 375-393, <https://doi.org/10.1007/s44163-024-00146-z>.
- Greif, L., Röckel, F., & Kimmig, A. (2024). A systematic review of current AI techniques used in the context of the SDGs. *International Journal of Environmental Research*, 19(1), 332-349, <https://doi.org/10.1007/s41742-024-00668-5>.

- Guerdis, P. (2022). Impacto social de la Cuarta Revolución Industrial y la responsabilidad social empresarial como respuesta. *I+D Revista De Investigaciones*, 17(2), 121-130, <https://doi.org/10.33304/revinv.v17n2-2022008>.
- Guevara, G. P., Verdesoto, A. E., & Castro, N. E. (2020). Metodologías de investigación educativa (descriptivas, experimentales, participativas, y de investigación-acción). *RECIMUNDO*, 4(3), 163-173, DOI: [https://doi.org/10.26820/recimundo/4.\(3\).julio.2020.163-173](https://doi.org/10.26820/recimundo/4.(3).julio.2020.163-173).
- Guz, A., & Rushchitsky, J. (2009). Scopus : Un sistema para la evaluación de revistas científicas. *International Applied Mechanics*, 45(1), 351-362, <https://doi.org/10.1007/s10778-009-0189-4>.
- Han, N., Xu, W., Song, Q., Zhao, K., & Xu, Y. (2025). Application of Interpretable Artificial Intelligence for Sustainable Tax Management in the Manufacturing Industry. *Sustainability (Switzerland)*, 17(3), 1121-1134, DOI: 10.3390/su17031121.
- Hernández, R., & Mendoza, C. (2019). Metodología de la investigación las rutas cuantitativa cualitativa y mixta. *Editorial Mc Graw Hill Education, Ciudad de México*, <https://doi.org/10.22201/fesc.20072236e.2019.10.18.6>.
- Hosseini, S., & Firoozabadi, B. (2024). A multidisciplinary approach to select wind turbines for power-hydrogen production: Energy, exergy, economic, environmental under uncertainty prediction by artificial intelligence. *Energy Conversion and Management*, 310(81), 7714-7723, DOI: 10.1016/j.enconman.2024.118489.

- Huang, L., Chin, T., Papa, A., & Pisano, P. (2025). Artificial intelligence augmenting human intelligence for manufacturing firms to create green value: Towards a technology adoption perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, *213(81)*, 124013-124029, DOI: 10.1016/j.techfore.2025.124013.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2024). Forecasting: Principles and Practice. *Texts editorial, Monash University, Australia, tercera edición.*, <https://otexts.com/fpp3/>.
- Jiao, A., Lu, J., Ren, H., & Wei, J. (2024). The role of AI capabilities in environmental management: Evidence from USA firms. *Energy Economics*, *134(61)*, 212-251, <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2024.107653>.
- Konstantakis, K., Michaelides, P., Xidonas, P., Prelorenzios, A., & Samitas, A. (2025). Responsible artificial intelligence for measuring efficiency: a neural production specification. *Annals of Operations Research*, *354(1)*, 399-425, DOI: 10.1007/s10479-024-05929-2.
- Landeta, B., Arana, G., Ruíz, P., & Díaz, P. (2023). The standard ISO14006: a helpful tool to improve the competitiveness of the architecture firms. *Revista Ingeniería de Construcción RIC*, *28(2)*, 674-697, URI: https://www.scielo.cl/pdf/ric/v28n2/en_art04.pdf.
- Leal, W., Forh, M., Pimenta, M., Viera, L., de Lange, D., Mishra, A., . . . Aina, Y. (2024). The role of artificial intelligence in the implementation of the UN Sustainable Development Goal 11: Fostering sustainable cities and communities. *Cities*, *150(4)*, 204-220, <https://doi.org/10.1016/j.cities.2024.105021>.

- López, V. (2024). Estrategias de sostenibilidad y el impacto ambiental en las industrias de manufactura del Ecuador. *Repositorio Institucional UTA [tesis de pregrado]*, URI: <https://repositorio.uta.edu.ec/items/31fc8ae7-e842-4b7f-ac18-b9554546ed97>.
- Majumdar, A., Zhang, W., Prawal, K., & Yadav, A. (2025). The Hardness of Achieving Impact in AI for Social Impact Research: A Ground-Level View of Challenges & Opportunities. *Human-Computer Interaction*, 6(7), 256-273, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2506.14829>.
- Mandičák, T., Behúnová, A., & Mésároš, P. (2024). Artificial Intelligence in the Sustainable Design and Manufacturing of Products in Civil Engineering in the Context of Industry 4.0. *Machines*, 12(12), 919-928, DOI: 10.3390/machines12120919.
- Montgomery, D. (2020). Introduction to Statistical Quality Control. *SPC Editorial, octava edición*, New York.
- Mor, R., Singh, R., Malik, M., Pandey, M., & Singh, H. (2025). Exploring the role of artificial intelligence in sustainable food processing in india. *Logforum*, 21(4), 559-574, DOI: 10.17270/J.LOG.001284.
- Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53(12), 608-631, <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>.
- Padilla, C., López, F., Hernández, L., Rubio, E., & Ponce, J. (2025). Optimizing green urea production: Integration of process simulation, artificial intelligence, and sustainable

technologies. *Journal of Cleaner Production*, 501(14), 14537-14544, DOI: 10.1016/j.jclepro.2025.145371.

Patrício, L., Varela, L., & Silveira, Z. (2024). Integration of Artificial Intelligence and Robotic Process Automation: Literature Review and Proposal for a Sustainable Model. *Applied Sciences (Switzerland)*, 9648-9655, DOI: 10.3390/app14219648.

Pi, X., Lu, J., Li, S., Zhang, J., & Wang, Y. (2025). Computer-aided ionic liquid design for green chemical processes based on molecular simulation and artificial intelligence. *Separation and Purification Technology*, 19(81), 811-829, DOI: 10.1016/j.seppur.2025.131585.

Pimenow, S., Pimenowa, O., Prus, P., & Niklas, A. (2025). The Impact of Artificial Intelligence on the Sustainability of Regional Ecosystems: Current Challenges and Future Prospects. *Sustainability*, 17(11), 479-789, <https://doi.org/10.3390/su17114795>.

Ping, M., & Omar, S. (2025). Using artificial intelligence algorithms and computer image processing technology to improve environmental monitoring and protection methods in tourist destinations. *Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 22(4), 558-568, DOI: 10.1080/1448837X.2024.2421043.

Pratiwi, R. (2023). Artificial Intelligence in Sustainability: AI is advantageous to people, animals, and the environment. *Modern Diplomacy*, 6(2), 3-12, URI: <https://moderndiplomacy.eu/2023/05/05/artificial-intelligence-in-sustainability-ai-is-advantageous-to-people-animals-and-the-environment/>.

- Rehman, W., Saltik, Ö., Fareed, R., Bekmezci, M., & Degirmen, S. (2025). Translating the role of artificial intelligence into green intellectual capital initiatives and green business process optimization in achieving corporate environmental performance. *Sustainable Futures*, *10(12)*, 1313-1345, DOI: 10.1016/j.sftr.2025.101345.
- Rodriguez, D., & Rodriguez, A. (2024). Implementación modelo de informe sostenibilidad en el sector manufactura. *Repositorio Institucional Unilibre [tesis de pregrado]*, URI: <https://repository.unilibre.edu.co/handle/10901/29824>.
- Sachs, J. (2020). Sustainable development goals. *Health of People, Health of Planet and Our Responsibility*, *6(9)*, 318-337.
- Saif, S., Abbass, W., Mubin, S., Aslam, F., & Alyousef, R. (2024). Artificial intelligence-based predictive model for utilization of industrial coal ash in the production of sustainable ceramic tiles. *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, *14(21)*, 9648-9655, DOI: 10.1007/s43452-024-01020-6.
- Salinas, D., Vilalta, E., & Michel, R. (2024). Empowering Nanostores for Competitiveness and Sustainable Communities in Emerging Countries: A Generative Artificial Intelligence Strategy Ideation Process. *Sustainability (Switzerland)*, *16(24)*, 11254-11261, DOI: 10.3390/su162411244.
- Sardjono, W., & Pratama, D. A. (2025). Utilizing artificial intelligence predictive maintenance in lean manufacturing to boost industrial sustainability and energy efficiency. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, *103(13)*, 4850-4851, URI: <https://www->

scopus-

com.bibliotecavirtual.uis.edu.co/pages/publications/105011071847?origin=resultslist.

Shinde, P., & Shah, S. (2018). A review of machine learning and deep learning applications. *Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA)*, 5(22), 611-626, DOI: 10.1109/ICCUBEA.2018.8697857.

Slaper, F., & Hall, A. (2024). The Triple Bottom Line: What Is It and How Does It Work? *IBR Indiana Business*, 6(12), 88-104, URI: <https://www.ibrc.indiana.edu/ibr/2011/spring/article2.html>.

Song, Y., Niu, N., Song, X., & Zhang, B. (2024). Decoding the influence of servitization on green transformation in manufacturing firms: The moderating effect of artificial intelligence. *Energy Economics*, 139(31), 1087-1098, DOI: 10.1016/j.eneco.2024.107875.

Soto, G., & Ramírez, J. (2025). El efecto rebote de Jevons: una amenaza al equilibrio ecológico. *Emergentes*, 18(2), 396-420, <https://doi.org/10.60112/erc.v5i2.422>.

Srivastava, M., Aftab, J., & Tyll, L. (2025). The influence of artificial intelligence and additive manufacturing on sustainable manufacturing practices and their effect on performance. *Sustainable Futures*, 10(9), 1008-1026, <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2025.100820>.

Sun, W., Ren, S., & Tang, G. (2025). In the era of responsible artificial intelligence and digitalization: business group digitalization, operations and subsidiary performance. *Annals of Operations Research*, 354(1), 223-245, DOI: 10.1007/s10479-024-06453-z.

- Taghizad, K., Ghanbari, M., Safari, A., Hagh, M., & Nezhad, A. (2025). From green hydrogen production to artificial intelligence–driven energy management in hydrogen fuel cell electric vehicles: a comprehensive review of technologies, optimization techniques, international standards, and investment programs. *Applied Energy*, *399(1)*, 126534-126541, DOI: 10.1016/j.apenergy.2025.126534.
- Taoufik, N., Boumya, W., Achak, M., & Barka, N. (2023). Comparative analysis of response surface methodology and some artificial intelligence models in the prediction of methyl green degradation by Fenton process. *International Journal of Environmental Analytical Chemistry*, *103(19)*, 7339-7356, DOI: 10.1080/03067319.2021.1969383.
- Tenés, E. (2023). Impacto de la Inteligencia Artificial en las Empresas. *Archivo Digital de la UPM [tesis de pregrado]*, URI: <https://oa.upm.es/75532/>.
- Terrones, L. (2023). Ética para la Inteligencia Artificial. *Arbor*, *198(806)*, 1305-1319, <https://doi.org/10.3989/arbor.2022.806013>.
- Toxtli, C. (2024). Human-centered automation. *Computer Science*, *24(12)*, 531-566, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.15960>.
- Tripathi, S., Bachmann, N., Brunner, M., Rizk, Z., & Jodlbauer, H. (2023). Assessing the current landscape of AI and sustainability literature: identifying key trends, addressing gaps and challenges. *Journal of Big Data*, *71(65)*, 313-346, <https://doi.org/10.1186/s40537-024-00912-x>.

- Vasilachis, I. (2020). Estrategias de investigación cualitativa. *Gedisa*, 2(1), 81-87, URI: <https://www.gedisa.com/gacetillas/240022.pdf>.
- Verdecchia, R., Sallou, J., & Cruz, L. (2023). A Systematic Review of Green AI. *Computer Science*, 16(13), 219-230, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.11047>.
- Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I., Balaam, M., Dignum, V., Domisch, S., . . . Fuso, F. (2024). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Computers and Society*, 19(15), 501-519, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.00501>.
- Xue, X., Dhumras, H., Thakur, G., & Shukla, V. (2025). Integrating artificial intelligence and sustainable materials for smart eco innovation in production. *Scientific Reports*, 15(1), 36942-36955, DOI: 10.1038/s41598-025-20803-2.
- Yang, X., Bai, Z., Samad, S., Abed, A., & El-Zahar, E. (2025). Multi-aspect assessment and artificial intelligence-based optimization of a sustainable solar-to-power/hydrogen process using three-state numerical simulation and thermal energy storage. *Energy*, 337(1), 13872-13889, DOI: 10.1016/j.energy.2025.138725.
- Ye, D., Yuan, R., Luo, J., Liu, M., & Yannopoulou, N. (2025). Responsible artificial intelligence (AI) for responsible innovation in Chinese manufacturing: From the affordance–actualization theory. *Technological Forecasting and Social Change*, 221(61), 24349-24362, DOI: 10.1016/j.techfore.2025.124349.
- Yudhistira, B., Adi, P., Mulyani, R., Chang, C., & Gavahian, M. (2024). Achieving sustainability in heat drying processing: Leveraging artificial intelligence to maintain food quality and

minimize carbon footprint. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 23(5), 13413-13422, DOI: 10.1111/1541-4337.13413.

Zamora, B., López, F., Ramírez, C., Nápoles, F., & Ponce, J. (2025). Modeling and optimization of an integrated system for the green dimethyl ether production: Process simulation, modeling with artificial intelligence, and optimization methods. *Chemical Engineering and Processing - Process Intensification*, 216(20), 1103-1128, <https://doi.org/10.1016/j.cep.2025.110383>.

Zhang, L., Innab, N., Mohamed, S., Pan, Y., Zhang, Y., Mat, H., & Alasbali, N. (2025). Artificial intelligence-driven internet of things-based green supply chain for carbon reduction in sustainable manufacturing. *Journal of Environmental Management*, 389(217), 1261-2173, <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2025.126170>.

Zhao, F., & Han, C. (2025). Optimization Analysis of Urban and Rural Environmental Planning Based on Artificial Intelligence and Intelligent Information Processing Algorithms. *Recent Patents on Engineering*, 11(98), 1529-1544, DOI: 10.2174/0118722121330025241009115648.

Zhao, N., & Chen, W. (2025). How can artificial intelligence adoption enhance manufacturing firms' green management capability? *Finance Research Letters*, 81(9), 10747-10755, DOI: 10.1016/j.frl.2025.107475.

