

Estado del arte sobre el uso de IA como herramienta para la toma de decisiones empresariales

Raúl David Vega Jaimes y Juan Esteban Bueno Rúa

Trabajo de Grado para Optar el Título de Ingeniero Industrial

Director

José Luis Garces Bautista

Doctor en Administración y Dirección de Empresas

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2026

**Tabla de contenido**

	<b>Pág.</b>
Introducción .....	10
1. Tabla de cumplimiento de objetivos .....	12
1. Objetivos .....	13
1.1 Objetivo General .....	13
1.2 Objetivos Específicos.....	13
2. Planteamiento del problema.....	14
3. Protocolo de revisión sistemática.....	16
3.1 Análisis bibliométrico .....	18
3.1.1 Criterios de inclusión y exclusión en la bibliometría.....	18
3.1.2 Términos de búsqueda y proceso de búsqueda .....	20
4. Marco de referencia .....	22
4.1 Marco de antecedentes .....	24
4.2 Marco teórico .....	26
4.2.1 Revisión sistemática.....	26
4.2.2 Bibliometría .....	27
4.2.3 Estado del arte .....	27
4.2.4 IA .....	28
4.2.5 Regulaciones actuales sobre IA .....	28
4.2.6 Estado del arte .....	29
4.2.7 Decisiones .....	29
4.2.8 Entorno.....	29

4.2.9 Dinamismo .....	30
4.2.10 Competitividad.....	30
4.2.11 Información .....	30
4.2.12 Datos .....	31
4.2.13 Análisis.....	31
4.2.14 Ineficiencia.....	31
4.2.15 Incertidumbre .....	32
5. Metodología .....	32
5.1 Protocolo de búsqueda y estrategia de recolección de información .....	33
5.1.1 Ecuación de búsqueda y plataforma tecnológica .....	33
5.1.2 Criterios de inclusión y exclusión.....	34
5.1.3 Procedimiento de documentación y fases del protocolo .....	34
5.2 Selección de la literatura relevante .....	35
5.3 Rigurosidad en selección de información.....	37
5.4 Procedimiento para el cumplimiento de objetivos.....	37
6. Resultados .....	40
6.1 Análisis bibliométrico y caracterización de la estructura intelectual del campo .....	40
6.2 Métricas relacionadas a las publicaciones .....	44
6.3 Cartografía científica.....	53
6.4 Definición y función del tesoro en el análisis bibliométrico.....	55
6.5 Definición y evolución del concepto IA .....	58
6.6 Métodos y herramientas de análisis .....	60
6.7 Enfoques y marcos de referencia .....	64

6.8 Estrategias de adopción e implementación de la IA .....	67
6.9 Retos y barreras detectadas .....	69
6.10 Modelos de gestión de la IA como eje de la decisión estratégica .....	72
6.11 Avances y tendencias de la IA.....	76
7. Conclusiones .....	79
8. Limitaciones.....	80
9. Recomendaciones.....	81
Referencias bibliográficas.....	83

**Lista de Tablas**

	<b>Pág.</b>
Tabla 1. Cumplimiento de objetivos .....	12
Tabla 2. Palabras claves .....	17
Tabla 3. Ecuación de búsqueda .....	21
Tabla 4. Actividades desarrolladas teniendo en cuenta la metodología .....	38
Tabla 5. Estudios más relevantes por sus citas .....	42
Tabla 6. Numero de publicaciones por universidad .....	48
Tabla 7. Publicaciones con mayor impacto .....	49
Tabla 8. Métricas para análisis de desempeño .....	52
Tabla 9. Tesauro de normalización bibliográfica para autores y redes de coautoría en VOSviewer.....	55
Tabla 10. Tesauro de normalización terminológica para palabras clave en VOSviewer .....	57
Tabla 11. Definiciones de IA según distintos autores .....	60
Tabla 12. Métodos y herramientas de análisis .....	62
Tabla 13. Enfoques y marcos de referencia .....	66
Tabla 14. Estrategias de implementación de la IA.....	69
Tabla 15. Retos y barreras detectadas .....	72
Tabla 16. Modelos de gestión de la IA como eje de la decisión estratégica. ....	75
Tabla 17. Avances y tendencias de la IA .....	78

**Lista de Figuras**

	<b>Pág.</b>
Figura 1. Diagrama de flujo PRISMA .....	36
Figura 2. Publicaciones por país .....	45
Figura 3. Publicaciones por año .....	46
Figura 4. Número de citas por año de publicaciones .....	51
Figura 5. Red co-citación .....	56
Figura 6. Clúster de gestión .....	58

## **Lista de Apéndices**

El Apéndice se puede visualizar en la base de Datos de la Biblioteca UIS

Apéndice A. Artículo Estado del Arte IA toma decisiones empresariales

## Resumen

**Título:** Estado del arte sobre el uso de IA como herramienta para la toma de decisiones empresariales\*

**Autor:** Raúl David Vega Jaimés y Juan Esteban Bueno Rúa\*\*

**Palabras Clave:** IA, herramienta, información, decisiones, datos, estrategias.

### Descripción

El propósito de esta investigación es examinar la literatura académica para entender cómo la Inteligencia Artificial (IA) funciona como una herramienta estratégica para mejorar las decisiones en las empresas. Para lograrlo, seguimos un protocolo organizado en la base de datos Scopus que nos permitió evaluar las tendencias, los retos y las oportunidades en un entorno lleno de información compleja. El hallazgo principal demuestra que la IA va mucho más allá de la automatización operativa tradicional. Gracias al uso de modelos de IA Generativa y de gemelos digitales, las organizaciones pueden simular escenarios y medir la viabilidad de sus negocios antes de invertir capital.

Por otro lado, los resultados muestran que combinar la IA con tecnologías como Blockchain es clave para asegurar la trazabilidad de la información y proteger a los directivos frente a la desinformación o el fraude. Al final, descubrimos que el mayor obstáculo para implementar estas herramientas no es técnico ni financiero. Todo depende de la capacidad que tenga la alta gerencia para crear un sistema de gobernanza dinámico. Este tipo de control es indispensable para reducir los vacíos éticos, alinear el uso de los algoritmos con los reportes de sostenibilidad (ESG) y proteger los datos bajo las leyes locales. De esta forma, se establece un nuevo estándar de competitividad y responsabilidad dentro de la Industria 5.0.

---

\* Trabajo de Grado

\*\* Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: José Luis Garces Bautista Doctor en Administración y Dirección de Empresas

## Abstract

**Title:** State of the Art on the Use of AI as a Tool for Business Decision-Making\*

**Authors:** Raúl David Vega Jaimes and Juan Esteban Bueno Rúa\*\*

**Keywords:** AI, tool, information, decisions, data, strategies

### Description

The purpose of this research is to examine the academic literature to understand how Artificial Intelligence (AI) functions as a strategic tool for improving decision-making in companies. To achieve this, we followed a protocol organized in the Scopus database, which allowed us to evaluate trends, challenges, and opportunities in an environment rich in complex information. The main finding demonstrates that AI goes far beyond traditional operational automation. Thanks to the use of Generative AI models and digital twins, organizations can simulate scenarios and measure the viability of their businesses before investing capital.

Furthermore, the results show that combining AI with technologies such as Blockchain is key to ensuring information traceability and protecting executives from misinformation or fraud. Ultimately, we discovered that the biggest obstacle to implementing these tools is neither technical nor financial. It all depends on senior management's ability to create a dynamic governance system. This type of control is essential to reduce ethical gaps, align the use of algorithms with sustainability (ESG) reporting, and protect data under local laws. In this way, a new standard of competitiveness and responsibility is established within Industry 5.0.

---

\* Work of Grade

\*\* Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: José Luis Garces Bautista Doctor en Administración y Dirección de Empresas

## Introducción

El contexto empresarial en la actualidad, caracterizado por un crecimiento exponencial en la generación y cantidad de datos, las empresas enfrentan el desafío de convertir grandes volúmenes de información en conocimiento útil para la toma de decisiones estratégicas. Este entorno complejo, incierto y cargado de información, exige el uso de herramientas tecnológicas avanzadas que permitan optimizar el análisis y mejorar la calidad de las decisiones organizacionales (Yadav & Shinde, 2025).

En este escenario, la inteligencia artificial (IA) se ha convertido como un recurso estratégico fundamental, debido a su capacidad para manejar, analizar e interpretar datos a gran magnitud, detectar patrones y realizar pronósticos que apoyan la gestión empresarial. Su implementación no solo permite mejorar la eficiencia operativa, sino también potencia la habilidad de reacción organizacional frente a entornos dinámicos y altamente competitivos (Dwivedi et al., 2021; Duan et al., 2019).

No obstante, la toma de decisiones en entornos organizacionales no depende exclusivamente de capacidades tecnológicas, sino que además está influenciada por factores éticos, percepciones individuales y contextos sociales que afectan la interpretación de la información y la aceptación de decisiones específicas. En este sentido, estudios recientes han demostrado que las posturas éticas y el contexto de los individuos pueden tener un impacto considerable en sus actitudes, valoraciones de legitimidad y análisis de las acciones organizacionales, lo que afecta directamente en los procesos de decisión (Souiden, 2024).

A pesar del interés creciente en el uso de la IA en contextos empresariales, la literatura existente presenta una dispersión conceptual y metodológica significativa. Diversos estudios examinan la IA desde enfoques técnicos, organizacionales o estratégicos de manera aislada, lo que dificulta una comprensión integrada de su rol en la toma de decisiones. Asimismo, se evidencian huecos en la sistematización de tendencias, retos y oportunidades que permitan guiar su implementación efectiva en las organizaciones (Carter & Wynne, 2024; Leoni et al., 2024).

En este sentido, es fundamental realizar una revisión sistemática de la literatura para fortalecer el conocimiento que ya existe, identificar las principales líneas de investigación y analizar de manera estructurada el impacto de la IA como herramienta estratégica en la toma de decisiones empresariales. Este tipo de análisis favorece no solo al fortalecimiento del ámbito académico, sino también a la producción de insumos relevantes para la práctica organizacional (Manterola et al., 2013).

Por lo tanto, el presente estudio tiene como objetivo realizar una revisión sistemática de la literatura sobre el rol de la inteligencia artificial como herramienta estratégica para la optimización de la toma de decisiones empresariales, identificando tendencias, desafíos y oportunidades en el contexto actual.

### 1. Tabla de cumplimiento de objetivos

**Tabla 1.**

*Cumplimiento de objetivos*

<b>Objetivo Específico</b>	<b>Apartado Seleccionado</b>
Diseñar un protocolo de revisión de la literatura que defina los criterios y procedimientos para la búsqueda, selección y análisis sistemático de publicaciones científicas sobre el uso de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales en el contexto global.	6
Efectuar el protocolo de revisión de la literatura mediante un proceso de selección, organización y análisis sistemático de información proveniente de fuentes especializadas, orientado a la comprensión estructurada de las principales formas de aplicación de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales.	6.3
Analizar los principales desafíos y oportunidades asociados al uso estratégico de la IA para la optimización de la toma de decisiones empresariales.	6.9
Sintetizar los resultados de la revisión de la literatura a partir de la pregunta de investigación, integrando los hallazgos sobre los desafíos y oportunidades del uso de la IA en la toma de decisiones empresariales.	6.10
Elaborar un artículo de carácter publicable que sistematice y presente los resultados de la investigación sobre el uso de la IA en la toma de decisiones empresariales	Apéndice A

*Nota.* Tabla de objetivos

## **1. Objetivos**

### **1.1 Objetivo General**

Realizar una revisión sistemática de la literatura sobre el rol de la IA como herramienta estratégica para la optimización de la toma de decisiones empresariales, identificando tendencias, desafíos y oportunidades en el contexto actual de complejidad y saturación de información.

### **1.2 Objetivos Específicos**

Diseñar un protocolo de revisión de la literatura que defina los criterios y procedimientos para la búsqueda, selección y análisis sistemático de publicaciones científicas sobre el uso de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales en el contexto global.

Efectuar el protocolo de revisión de la literatura mediante un proceso de selección, organización y análisis sistemático de información proveniente de fuentes especializadas, orientado a la comprensión estructurada de las principales formas de aplicación de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales.

Analizar los principales desafíos y oportunidades asociados al uso estratégico de la IA para la optimización de la toma de decisiones empresariales.

Sintetizar los resultados de la revisión de la literatura a partir de la pregunta de investigación, integrando los hallazgos sobre los desafíos y oportunidades del uso de la IA en la toma de decisiones empresariales.

Elaborar un artículo de carácter publicable que sistematice y presente los resultados de la investigación sobre el uso de la IA en la toma de decisiones empresariales.

## **2. Planteamiento del problema**

Los campos empresariales actuales, se caracterizan por generar información saturada derivada a partir del incremento acelerado en las bases de datos estructuradas y no estructuradas, modificando totalmente la forma en que las organizaciones construyen el conocimiento para la toma de decisiones (Yadav y Shinde, 2025). Aunque los modelos tradicionales permiten almacenar grandes datos, también presentan limitaciones en los entornos dinámicos debido a las incertidumbres y la complejidad analíticas.

En función de este contexto, el problema no inicia en la disponibilidad de información, sino en la capacidad de analizarla estratégicamente en tiempos reales, principalmente cuando se trata de múltiples fuentes, formatos no estructurados y variables conductuales. Los enfoques organizacionales clásicos son insuficientes debido a las reglas estandarizadas y su limitada validez predictiva frente a situaciones variantes (Kyriakidis y Tsafarakis, 2025). Dicha limitación impacta en la calidad de confiabilidad y respuesta en las decisiones empresariales, modificando el desempeño empresarial y la competitividad.

Adicionalmente, hay escenarios digitales en las cuales es complejo tomar decisiones, como la interacción en los consumidores de redes sociales porque no procesan un volumen alto de comentarios en tiempo real, permitiendo restricciones de recursos que faciliten respuestas

completas y sistemáticas. Por lo tanto, estrategias como la respuesta de comentarios aleatorios, recalcan la prioridad y el análisis de información, debido a que las empresas influyen en la percepción del cliente o consumidor (Stuhldreier, 2024). Estas situaciones reflejan que no es solo gestionar información, si no interpretar señales, patrones y comportamientos del consumidor, superando las capacidades de los sistemas convencionales.

En consecuencia, surge la necesidad de modificar enfoques basados en la IA, ya que permiten procesar datos para identificar patrones y generar predicciones de adaptación a nuevos escenarios. Según Dwivedi et al. (2021), la IA se utiliza como un recurso estratégico para facilitar la toma de decisiones por medio de algoritmos que mejoran la transparencia y la precisión analítica. Asimismo, Duan et al. (2019) resalta el uso de competencias como el aprendizaje profundo y herramientas como análisis predictivo para transformar datos en conocimientos accionables.

Por lo tanto, surge la necesidad de desarrollar una revisión de literatura que analice del uso de la IA en la toma de decisiones empresariales, integrando perspectivas tecnológicas, organizacionales y conductuales para aportar un marco comprensivo que oriente futuras investigaciones.

Teniendo en cuenta lo anterior, la investigación se orienta a responder la siguiente pregunta de investigación:

¿Cuál es el rol de la IA como herramienta estratégica para la optimización de la toma de decisiones empresariales, teniendo en cuenta sus principales tendencias, desafíos y oportunidades?

### 3. Protocolo de revisión sistemática

La transparencia y la opción de replicar los resultados guiaron el diseño del protocolo metodológico. Para darle solidez al proceso, se adoptaron las pautas de autores clave como Moher et al. (2009) y Manterola et al. (2013). La intención detrás de este marco formal fue delimitar con precisión cada fase de la revisión de literatura. Al fijar estas reglas desde el principio, se eliminó la arbitrariedad en la recolección de los datos científicos.

El foco de la búsqueda se centró en la inteligencia artificial como herramienta de apoyo en la toma de decisiones organizacionales. Scopus sirvió como la base de datos principal, donde se ejecutó la siguiente consulta combinando operadores lógicos en títulos, palabras clave y resúmenes: (ALL (“Artificial Intelligence”) AND ALL (“Business Decision Making”)) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA, "BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA, "ECON")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "ch") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "re")) AND (EXCLUDE (LANGUAGE, "Chinese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "Portuguese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "French")) AND (LIMIT-TO (OA, "all")). Los registros obtenidos se sometieron de inmediato a un filtro estricto. Se incluyeron únicamente trabajos de los campos de la economía, los negocios y las finanzas publicados entre 2005 y 2025, admitiendo idiomas inglés y español. Por el contrario, se dejaron fuera aquellas investigaciones puramente informáticas o de ingeniería que no aportaban un enfoque administrativo real.

La depuración de la literatura se estructuró a través de cuatro momentos específicos para asegurar un embudo limpio. Tras la identificación inicial en la base de datos, se removieron todos los documentos repetidos. La siguiente tarea consistió en un filtrado rápido mediante la lectura de

títulos y resúmenes para verificar la relevancia temática. El último filtro demandó una lectura a texto completo de los artículos preseleccionados, lo que consolidó una muestra final de 80 publicaciones para el posterior análisis bibliométrico. Este recorrido secuencial garantiza un rastro claro del manejo de la información.

A continuación, en la tabla 2 se logra presentar las palabras claves identificadas durante este documento.

**Tabla 2.**

*Palabras claves*

<b>Palabras claves</b>	<b>Palabras claves en inglés</b>
Estado del arte	State of the art
IA	Artificial intelligence
Decisiones	Decisions
Entorno	Environment
Dinamismo	Dynamism
Competitividad	Competitiveness
Información	Information
Datos	Data
Análisis	Analysis
Ineficiencia	Inefficiency
Incertidumbre	Uncertainty

*Nota.* Se presentan las palabras claves

Teniendo en cuenta las palabras clave definidas para la investigación, se organiza la cobertura de búsqueda en la base de datos Scopus, logrando identificar y recolectar publicaciones pertinentes que se asocian con el objetivo de estudio.

Esta herramienta permite seleccionar y analizar las investigaciones que destacan el área de estudio, asegurando la pertinencia y calidad de las fuentes obtenidas.

### **3.1 Análisis bibliométrico**

El análisis bibliométrico se utiliza para examinar el desarrollo científico de un área de conocimiento mediante un estudio sistemático de publicaciones académicas, con el objetivo de identificar los lineamientos investigativos y la evolución de los temas relevantes en la literatura (Charkaoui et al., 2024).

En este sentido, se implementó un análisis bibliométrico utilizando la Biblioteca Virtual de la Universidad Industrial de Santander, en la cual se realizó la búsqueda por medio de la plataforma Scopus. Para desarrollar esta investigación se utilizó la opción de consulta avanzada, aplicando una ecuación con operadores booleanos, como “AND”, la cual obliga al cumplimiento de condiciones; “OR”, que acepta las condiciones alternas; “ALL”, que busca el término en todo el documento; y “LIMIT – TO”, que permite limitar y filtrar criterios específicos.

Los indicadores bibliométricos se registraron para obtener el filtrado documental, con el objetivo de identificar el comportamiento de los documentos, por lo cual se establecen los criterios de selección que se relacionan con el tiempo de publicación, el tipo de documento y los temas relevantes para garantizar la calidad del estudio.

#### ***3.1.1 Criterios de inclusión y exclusión en la bibliometría***

Con el propósito de garantizar la rigurosidad metodológica, la transparencia y la reproducibilidad del proceso de selección de literatura, se establecieron criterios de inclusión y exclusión claramente definidos, los cuales permiten delimitar de manera exacta los estudios pertinentes para el desarrollo de la investigación. La definición explícita de estos criterios es

fundamental en estudios de revisión sistemática, ya que permite garantizar la coherencia en la selección de la evidencia y facilita que otros investigadores puedan replicar el proceso (Moher et al., 2009; Manterola et al., 2013).

En cuanto a los criterios de inclusión, se consideraron aquellos estudios que abordan la “inteligencia artificial” aplicada a la “toma de decisiones” en contextos “empresariales”, “organizacionales” o de “gestión”. Asimismo, se incluyeron publicaciones pertenecientes a las áreas de “negocios”, “gestión”, “contabilidad”, “economía”, “econometría” y “finanzas”, con el fin de mantener el enfoque del estudio dentro del ámbito administrativo. En relación con el tipo de documento, se seleccionaron “artículos de investigación”, “artículos de revisión” y “capítulos de libro”, a causa de su rigor académico y validez científica. Respecto al idioma, se incluyeron únicamente estudios publicados en “inglés” y “español”, asegurando que se entienda y tenga acceso a la información. Finalmente, se estableció un periodo de análisis comprendido entre los años “2005” y “2025”, con el objetivo de examinar la evolución del campo de estudio, considerando exclusivamente documentos indexados en la base de datos “Scopus”, reconocida por su cobertura y calidad en la producción científica (Charkaoui & Jabraoui, 2024).

Por otra parte, los criterios de exclusión permitieron eliminar aquellos estudios que no se ajustaban al objetivo de la investigación. En este sentido, se excluyeron publicaciones que, aunque abordan la “inteligencia artificial”, no presentan una relación directa con la “toma de decisiones empresariales” o estratégicas. De igual forma, se descartaron estudios pertenecientes a áreas como “ciencias de la computación”, “ingeniería”, “psicología”, “ciencias ambientales”, “energía”, “medicina”, “matemáticas” y otras disciplinas que no se orientan al enfoque organizacional del estudio, con el fin de evitar sesgos temáticos y garantizar la coherencia del análisis (Patino & Ferreira, 2018). En cuanto a la tipología documental, se excluyeron “actas de conferencia”,

“editoriales”, “notas técnicas” y otros documentos que no cumplen con criterios de revisión científica rigurosa. Asimismo, se descartaron publicaciones en idiomas diferentes al “inglés” y “español”, de la misma manera que los registros duplicados detectados durante el proceso de depuración de datos, conforme a las directrices metodológicas para revisiones sistemáticas (Moher et al., 2009).

### ***3.1.2 Términos de búsqueda y proceso de búsqueda***

Establecer los términos de búsqueda es una etapa importante en el proceso de revisión sistemática, ya que permite organizar estrategias que faciliten la identificación de la literatura científica relevante. Por lo que el uso de palabras clave y operadores booleanos permiten delimitar el alcance de la búsqueda y optimizar el acceso a los documentos relacionados con el objeto de estudio (Moher et al., 2009).

Teniendo en cuenta el tema central de investigación, la búsqueda sistemática se implementa mediante de la base de datos Scopus, registrando los términos de inclusión definidos. Por lo tanto, la estrategia empleada articula dos variables centrales mediante el operador booleano “AND” entre IA y toma de decisiones empresariales, asegurando la intersección temática entre los dos conceptos. Asimismo, la delimitación por área se realiza para mejorar la pertinencia de los resultados y evitar sesgos en la clasificación de documentos. De tal manera que la elección del tipo de documento permitió integrar, analizar y conocer aportes conceptuales, teóricos y síntesis.

En consecuencia, la ecuación de búsqueda final implementada en la base de datos se presenta en la Tabla 3.

Tabla 3.

*Ecuación de búsqueda*

<b>Base de datos</b>	<b>Ecuación de búsqueda</b>
SCOPUS	(ALL (“Artificial Intelligence”) AND ALL (“Business Decision Making”)) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA, "BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA, "ECON")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "ch") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "re")) AND (EXCLUDE (LANGUAGE, "Chinese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "Portuguese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "French")) AND (LIMIT-TO (OA, "all"))

*Nota.* Elaborada a partir de la información de Scopus (2025)

En la base de datos Scopus, se identificaron 140 documentos relacionados al tema principal de estudio, se realizó un proceso sistemático de revisión y depuración, evaluando su lineamiento con los objetivos y criterios de investigación. Tras el proceso de revisión, hasta la fecha 30 de septiembre 2025 se seleccionaron 80 estudios para conformar la muestra en la presente revisión, lo cual permite garantizar la rigurosidad metodología, validez y pertinencia de los hallazgos reportados.

#### 4. Marco de referencia

La IA se posiciona como una herramienta funcional para la toma de decisiones organizacionales. En consecuencia, la literatura académica en este campo crece significativa debido a su aplicación de entornos empresariales. Esta tecnología permite almacenar grandes volúmenes de datos mediante su procesamiento y análisis teniendo la capacidad de identificar diferentes áreas de funcionamiento organizacional. Asimismo, la optimización de procesos contribuye a la reducción de riesgos operativos y el fortalecimiento de la gestión estratégica empresarial (Dwivedi et al., 2019).

En el desarrollo del presente estudio se revisaron diversos estudios aplicados en diferentes contextos laborales, en los cuales la IA se reconoce como un elemento relevante para promover la innovación y mejorar la competitividad organizacional (Gupta et al., 2024)

En este contexto, la literatura analizada refiere que la IA mejora la calidad de decisiones en las organizaciones a través del uso de algoritmos capaces de analizar la información suministrada en tiempo real. Según Duan et al. (2021), las tecnologías no solo procesan y analiza los datos, sino que también incorporan el aprendizaje automático para lograr modificar los procesos en la toma de decisiones organizacionales puesto que disminuye la incertidumbre e incrementan la precisión en la planificación estratégica. Asimismo, Gao et al. (2024) destaca la importancia de las técnicas de aprendizaje automático para facilitar el reconocimiento de patrones en datos financieros y operativos, facilitando la generación de proyecciones confiables y seguras.

Igualmente, la integración de la IA en los sistemas de información empresarial ha optimizado la gestión del conocimiento en las empresas. Altarawneh y Tarawneh. (2023) indican

que estas herramientas permiten a los empresarios acceder de forma oportuna a la información estratégica, facilitando el análisis de posibles escenarios y la formulación de decisiones organizacionales basadas en datos.

Bajo esta perspectiva, Leoni et al. (2024) destaca que el uso de herramientas basadas en IA permite el desarrollo de conocimientos, logrando fortalecer la capacidad analítica de las organizaciones y mejorando la calidad en la toma de decisiones.

En un sentido similar, Bevilacqua et al. (2025) sostiene que la IA permite abordar información compleja para resolver situaciones estratégicas, apoyando el fortalecimiento del liderazgo y la planificación empresarial. Desde este enfoque, Wang et al., (2024) crean un modelo a través de la IA para predecir las pérdidas agrícolas y mejorar la predicción puesto que estas tecnologías se usan como herramientas digitales para fortalecer los sistemas de control corporativo, favoreciendo la supervisión y la transparencia al momento de tomar decisiones estratégicas.

No obstante, pese de los avances que representa la IA, los estudios evidencian los diferentes desafíos relacionados a su implementación. Pues Baul, Birkel y Hartmann (2020) sostienen que las decisiones organizacionales obtienen mejores resultados cuando combinan los procesos cognitivos humanos y con las capacidades de los sistemas algorítmicos. Puesto que la IA procesa información en grandes cantidades y la cognición humana desarrolla experiencia, intuición y comprensión contextual.

En relación con lo anterior, Alawamleh et al. (2024) señalan que la IA presenta limitaciones cuando se trata de entornos complejos, por lo tanto, la interpretación del ser humano es necesaria para garantizar una interpretación lógica y precisa de la información.

Vale agregar que, algunos autores resaltan la importancia de desarrollar sistemas de IA comprensibles para los usuarios. Brasse et al. (2023), manifiestan que resulta fundamental aclarar

los sistemas de la IA para fortalecer la confianza, asegurando la responsabilidad institucional de las tecnologías en las organizaciones. A su vez, Solberg et al. (2022) plantea que la confianza en estos sistemas depende únicamente de la percepción de riesgo, la fiabilidad tecnológica y la adopción de los usuarios para procesar las indicaciones dadas por la tecnología.

En términos generales, la literatura destaca el desarrollo efectivo de la IA en las organizaciones, el cual depende de la capacidad tecnológica y organizacional. En este sentido, la alfabetización digital en los empresarios y la cultura organizacional influye en la gestión de la empresa para usar herramientas de IA, sin dejar a un lado el aprendizaje organizacional y la capacidad del talento humano para promover un uso responsable y potenciar los procesos organizacionales.

#### **4.1 Marco de antecedentes**

Para darle peso a este estudio, decidimos retomar lo que ya se ha avanzado en distintas universidades del país a través de tesis y proyectos de investigación. Estos documentos son esenciales porque nos ofrecen el soporte metodológico y los conceptos clave para analizar cómo la tecnología está transformando la gestión dentro de las empresas actuales

Si aterrizamos el análisis al contexto local, hay que mencionar el trabajo de Granados (2022) desarrollado en la Universidad Industrial de Santander, donde se exploró a fondo cómo la inteligencia artificial está transformando el mundo laboral y la dinámica de toma de decisiones. Granados pone el foco en un problema muy real: la "opacidad algorítmica", que explica básicamente por qué nos cuesta tanto confiar en las máquinas cuando no entendemos cómo llegan a una conclusión. Ese aporte es vital para este proyecto, ya que su metodología nos ayuda a

organizar mejor la manera en que las personas perciben la tecnología, un factor que termina siendo determinante cuando se intenta implementar IA en los altos mandos de una organización.

Para que este estudio sea sólido y totalmente transparente, diseñamos un protocolo basado en los criterios de Moher et al. (2009) y Manterola et al. (2013), lo cual nos permitió fijar reglas claras para buscar y filtrar los datos sin caer en arbitrariedades. El rastreo se concentró en Scopus usando términos que conectaran la inteligencia artificial con las decisiones en las empresas, limitando el rango a artículos entre 2005 y 2025 en español o inglés; así pudimos centrarnos en áreas de negocios y gestión, dejando fuera los aportes puramente técnicos o informáticos que no aportaban a la visión gerencial de nuestro proyecto. El proceso de limpieza lo ejecutamos en cuatro fases: primero borramos los registros duplicados, luego filtramos títulos y resúmenes para ver qué servía realmente y cerramos con la revisión de los textos completos para asegurar la calidad de la muestra final de 80 publicaciones, un flujo de trabajo que garantiza que cualquier otro investigador pueda replicar estos resultados paso a paso.

Mirando hacia la UNAD, el estudio de Taborda Bedoya (2024) pone el dedo en la llaga sobre por qué la IA no termina de arrancar en la dirección empresarial colombiana. El autor señala un cuello de botella crítico: los altos mandos sencillamente no tienen las competencias digitales para manejar estas herramientas. Este punto es el que termina dándole sentido a nuestra investigación, ya que confirma que, antes de hablar de una integración tecnológica total, necesitamos marcos de madurez y formación que preparen el terreno estratégico en las compañías del país.

Por último, hay que tener muy en cuenta lo que planteó la Universidad Externado de Colombia (2025) sobre los líos legales y la responsabilidad que implica dejar decisiones en manos de la IA. Su enfoque es clave porque nos pone a pensar en la ética y el cumplimiento normativo

desde una perspectiva crítica. Básicamente, este antecedente nos da la base para defender que, por muy avanzados que sean los modelos analíticos, la supervisión humana no es negociable. Solo así se puede garantizar que la mejora en los procesos no termine chocando con la responsabilidad legal y ética que exige el régimen empresarial aquí en Colombia.

Todo este recorrido por lo que se ha hecho en el país deja claro que hay un interés real por ponerle orden al uso de la IA. Los trabajos de la UIS y de otras universidades colombianas no son solo teoría; nos dan el suelo firme para entender que, si queremos que los modelos predictivos funcionen de verdad en las empresas, la soberanía de los datos y la ética no pueden ser temas secundarios. Al final, estos se terminan convirtiendo en los pilares que sostienen cualquier estrategia de decisión automatizada que pretenda ser seria y confiable en nuestro contexto.

## **4.2 Marco teórico**

### ***4.2.1 Revisión sistemática***

La revisión sistemática es un tipo de investigación que cuenta con el objetivo de sintetizar de forma organizada y rigurosa la evidencia disponible en una plataforma o base de datos acerca de una pregunta o un tema en específico. En este estudio, se desarrolla la metodología reproducible, donde se toma en cuenta las búsquedas precisas y exhaustivas de la literatura. Se basa en utilizar los procesos de inclusión definidos para seleccionar los estudios a partir de la evaluación de su calidad y la integración de cada hallazgo organizada de forma estructurada. (Manterola et al., 2013)

### ***4.2.2 Bibliometría***

La bibliometría es una herramienta de carácter cuantitativa utilizada para evaluar la actividad científica que, en los procesos investigativos, mediante el uso de indicadores que permiten analizar la producción, el impacto y las similitudes en las literaturas especializadas (Solano López et al., 2009).

Para esto, se emplean diferentes métodos, entre los que se destaca el conteo de citas y el análisis de redes de colaboración institucional. Estas técnicas facilitan la identificación de los desarrollos del conocimiento, así como la detección de grupos de interés emergentes, disciplinas relacionadas y zonas geográficas con producción científica (Solano López et al., 2009).

En enfoques recientes, la bibliometría se establece como una metodología aplicada para estudiar grandes volúmenes de información científica, permitiendo comprender la evolución del conocimiento en las temáticas de interés. Por lo tanto, se puede utilizar una base de datos académica para identificar autores, redes de colaboración, estudios, artículos, palabras clave y tendencias en un área de investigación específica para fortalecer el estado del arte (Charkaoui y Jabraoui, 2024)

### ***4.2.3 Estado del arte***

El estado del arte se desarrolla como una estrategia metodológica de la investigación para analizar de forma crítica y hermenéutica los conocimientos que se acumulan bajo un objeto de estudio, de tal forma que le permite al investigador organizar, delimitar y comprender los avances teóricos que se forman. El estado del arte permite aplicar la reflexión epistemológica que se

produce por las investigaciones y favoreciendo la autonomía del investigador entre los problemas y los procesos rigurosos -(Guevara Patiño, 2016)

#### **4.2.4 IA**

La IA funciona como recurso laboral para la optimización de procesos organizacionales ya que ejecuta e interpreta altos volúmenes de información que permiten optimizar la toma de decisiones estratégicas. (Baúl et al., 2020). Así mismo, fortalece los escenarios ambiguos donde tecnológicamente la competitividad empresarial (Lichtenthaler, 2020).

#### **4.2.5 Regulaciones actuales sobre IA**

El Departamento Nacional de Planeación (2025) señala que el gobierno nacional de políticas públicas aprobó la política de IA, la cual se articula con objetivos estratégicos: Gobernanza y ética en IA, desarrollo e infraestructura, acceso de datos, investigación, mitigación de riesgos y adopción segura de sectores públicos y privados.

El Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (2024), menciona la importancia de reforzar la gobernanza en IA con el objetivo de avanzar en marcos regulatorios para proteger la ciudadanía.

El Congreso de la República de Colombia, (2025) desarrollo un proyecto de ley de IA, donde se exponle el diseño, desarrollo y buen uso, así como los posibles riesgos y la responsabilidad empresarial, su objetivo es regular integralmente el desarrollo y uso de la IA en Colombia.

La Federación Nacional de Comerciantes Empresarios, (2025) recalcaron la importancia de implementar regulaciones en la IA para garantizar la competitividad y el desarrollo empresarial.

#### ***4.2.6 Estado del arte***

El estado del arte se desarrolla como una estrategia de revisión documental que evalúa y comprende el conocimiento recopilado sobre un tema en específico, con el propósito de identificar los comportamientos, las conexiones teóricas y los posibles vacíos dentro de la producción científica (Guevara Patiño, 2016).

#### ***4.2.7 Decisiones***

La toma de decisiones se vincula con el uso de la IA y el Big Data, ya que permiten analizar grandes volúmenes de información que apoyan a la gestión empresarial. Los sistemas que utilizan la IA facilitan sugerencias, estimaciones y análisis que permite la toma de decisiones en áreas complejas (Duan et al., 2019).

#### ***4.2.8 Entorno***

El entorno organizacional está determinando numerosos factores externos e internos que organizan los procesos para la toma de decisiones organizacionales, por lo tanto, la información que utilizan las empresas se deriva a partir del entorno, el cual se adapta a los cambios. Por ello,

las organizaciones utilizan herramientas y los sistemas de información para procesar los datos e interpretar su contexto (Chen et al., 2024).

#### ***4.2.9 Dinamismo***

Dentro del entorno organizacional el dinamismo hace presencia en las modificaciones constantes y las condiciones competitivas, lo que requiere que las organizaciones se adapten continuamente para facilitar la innovación respondiendo de manera eficiente al entorno (Trocin et al., 2021).

#### ***4.2.10 Competitividad***

En el área organizacional, la competitividad se trabaja a partir de las competencias de la empresa para adaptarse a los cambios del entorno y desarrollar estrategias que logren destacar dentro del mercado. En ese orden de ideas, la IA permite fortalecer el desempeño competitivo en las organizaciones, debido a que facilita información y oportunidades de mejora (Williams et al., 2025).

#### ***4.2.11 Información***

Se trata de un elemento esencial para los procedimientos estratégicos en la toma de decisiones, es por esto por lo que las organizaciones procesan información procedente de otras

fuentes con el objetivo de entender e identificar oportunidades para reducir los vacíos empresariales (Ojeda et al., 2024).

#### ***4.2.12 Datos***

Los datos constituyen un soporte indispensable para analizar y tomar decisiones, debido a que son la base principal para generar, producir y analizar conocimiento por medio de tecnologías de aprendizaje automático, permitiendo comprender la evolución de la información (Gao et al., 2024).

#### ***4.2.13 Análisis***

Se refiere al proceso mediante el cual las empresas examinan la información con el propósito de comprender diferentes situaciones, procesarlas y transformarlas en conocimiento útil que contribuyan a mejorar el desempeño laboral y la eficiencia (Charkaoui et al., 2024).

#### ***4.2.14 Ineficiencia***

En el área organizacional, se trabaja a partir del inadecuado uso de los recursos disponibles, afectando el desempeño y los resultados de las organizaciones. Esto se genera a partir de la toma de decisiones que no se desarrollan de manera óptima y provocan la pérdida de tiempos, recursos o información relevante (Taha, et al., 2023)

#### ***4.2.15 Incertidumbre***

Se orienta a partir de la falta de información que permita visualizar los resultados con exactitud, en los contextos empresariales es complejo debido a que las empresas enfrentan situaciones de alto riesgo y consecuencias en las decisiones que son poco predecibles (Solberg et al., 2022)

### **5. Metodología**

La metodología utilizada en este trabajo de investigación se basa en un enfoque de Revisión Sistemática de la Literatura (RSL), enmarcada bajo la Declaración internacional PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), el cual le proporciona un marco estructurado que garantiza la calidad y pertinencia en la obtención, selección y revisión de las fuentes académicas (Moher et al., 2009). De este modo, se asegura que el proceso sea transparente y reproducible.

La aplicación de este protocolo permite que las fuentes seleccionadas recogidas y revisadas cumplan con los criterios de calidad científica para que el estado del arte refleje, en efecto, la frontera del conocimiento en la IA aplicada a la toma de decisiones. La firmeza de este diseño, reforzado en la sistematización de Charkaoui & Jabraoui (2024), favorece la detección de patrones emergentes y de redes de colaboración científica de alto impacto.

## **5.1 Protocolo de búsqueda y estrategia de recolección de información**

Para el cumplimiento del primer objetivo específico, se diseñó y ejecutó un protocolo formal de Revisión Sistemática de la Literatura (RSL). Este procedimiento garantiza la transparencia, repetibilidad y rigor científico de la investigación, permitiendo documentar de forma explícita el camino seguido para la obtención del corpus documental analizado.

### ***5.1.1 Ecuación de búsqueda y plataforma tecnológica***

La búsqueda se realizó en la base de datos Scopus, seleccionada por su prestigio académico, la rigurosidad de sus procesos de indexación y su amplia cobertura en las áreas de gestión y ciencias de la decisión. La ecuación de búsqueda se estructuró combinando términos clave mediante operadores booleanos y aplicando filtros específicos de área, tipo de documento e idioma, quedando definida de la siguiente manera:

Ecuación ejecutada:

(ALL (“Artificial Intelligence”) AND ALL (“Business Decision Making”)) AND (LIMIT-TO (SUBJAREA, "BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA, "ECON")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "ch") OR LIMIT-TO (DOCTYPE, "re")) AND (EXCLUDE (LANGUAGE, "Chinese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "Portuguese") OR EXCLUDE (LANGUAGE, "French")) AND (LIMIT-TO (OA, "all"))

### ***5.1.2 Criterios de inclusión y exclusión***

La estrategia de filtrado se fundamentó en parámetros de calidad y relevancia temática para garantizar un corpus documental de alto impacto. Como criterios de inclusión, se seleccionaron exclusivamente artículos de investigación, capítulos de libros y revisiones de literatura (reviews) publicados en inglés y español entre 2005 y 2025. Se priorizaron estudios alojados en las áreas de Business, Management and Accounting y Economics, Econometrics and Finance, asegurando que el enfoque de la IA estuviera estrictamente vinculado a la gestión estratégica y la optimización de recursos en el sector empresarial.

Por el contrario, los criterios de exclusión permitieron depurar registros que no aportaban valor directo al análisis de gobernanza y toma de decisiones. Se descartaron documentos de "literatura gris", editoriales, notas de prensa y actas de conferencias que no presentaran una metodología detallada o revisión por pares. Asimismo, se eliminaron publicaciones en idiomas como chino, francés o portugués, y aquellas investigaciones cuyo enfoque fuera puramente técnico-informático (desarrollo de código o hardware) sin una aplicación clara en la alta dirección organizacional o la estructura de la Industria 5.0.

### ***5.1.3 Procedimiento de documentación y fases del protocolo***

Todo el avance de este estudio se registró siguiendo los pasos de la declaración PRISMA, organizándolo en cuatro etapas lógicas para no perder de vista el cumplimiento del primer objetivo. Empezamos con la fase de identificación, donde lanzamos la ecuación de búsqueda en Scopus, y de ahí pasamos directo al cribado o screening. En ese punto, nos dedicamos a limpiar la base

eliminando duplicados y revisando con lupa los títulos y resúmenes. Este filtro fue clave porque nos permitió sacar del camino, de forma muy rápida, esos artículos que mencionaban la IA pero que realmente no aportaban nada sustancial sobre cómo esta tecnología influye en la estrategia de las empresas.

Después de ese primer filtro, pasamos a revisar qué tan útiles eran realmente los artículos mediante una lectura a fondo de los textos completos. El objetivo era confirmar si de verdad hablaban de los retos éticos, de gobernanza y operativos que nos interesan para este problema de investigación. Al aplicar con cuidado los criterios de inclusión y exclusión, cerramos la base con 80 publicaciones científicas definitivas. Haber documentado cada paso de esta forma es lo que nos da la tranquilidad de que los resultados y las tendencias que veremos más adelante no son inventadas, sino que vienen de un proceso serio, de calidad y que cualquiera podría repetir.

## **5.2 Selección de la literatura relevante**

Inicialmente, se implementó una revisión sistemática para conocer el tema de estudio y la calidad metodológica. En la figura 1, se presenta el desarrollo en las siguientes fases:

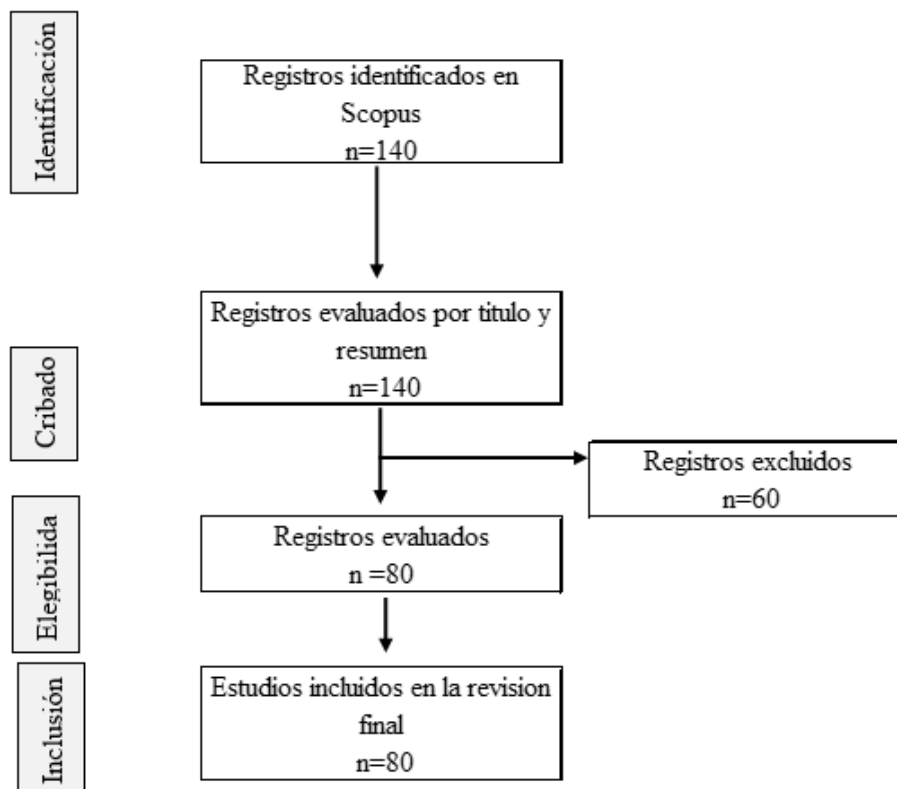
En la primera fase, se identificaron 140 estudios por medio de la base de datos especializada: Scopus, logrando reunir una cantidad adecuada de información donde se desarrolle el tema de investigación. Posteriormente, se revisan los 140 estudios con el fin de conocer su relevancia según los criterios de inclusión y exclusión establecidos. Eliminando los estudios no seleccionados. Durante la etapa de la elegibilidad se evalúa el contenido de los estudios, excluyendo 60 registros ya que no cumplían con los criterios definidos. Se incluyeron 80 estudios

en la revisión final, ya que cumplían de forma integral con los criterios establecidos, siendo parte fundamental y base de los análisis desarrollados en el actual documento.

Teniendo en cuenta lo anterior, es importante destacar que el diagrama de flujo PRISMA, muestra la transparencia y el proceso de la revisión sistemática. Presentando de forma estructurada la selección de los estudios, lo cual permite que los observadores comprendan la metodología empleada.

### Figura 1.

*Diagrama de flujo PRISMA*



### **5.3 Rigurosidad en selección de información**

La investigación no solo recopila información, sino que va un paso más allá al basarse en el proceso bibliométrico y explorar la estructura intelectual del campo. El marco construido a partir de las palabras clave obtenidas en la búsqueda inicial proporciona una visión global, y el valor agregado surge del reconocimiento de los autores que lideran la red de influencia, destacando, por ejemplo, a Dwivedi y Edwards (2020).

Este tipo de filtrado, además de destacar los autores mencionados anteriormente, permite diferenciar el ruido informativo de las contribuciones de investigadores como Walton, Gupta y Singh (2024), cuyos vínculos demuestran la credibilidad y la solidez académica de la literatura seleccionada. Al contrastar la cantidad de artículos encontrados, se garantiza una revisión que no es solo extensiva, sino intensiva. De este modo, la selección de información se convierte en un ejercicio activo de evaluación de impacto basado en la fuerza de asociación de los nodos científicos identificados en el mapeo de co-citación.

### **5.4 Procedimiento para el cumplimiento de objetivos**

El cumplimiento de los objetivos específicos se articula mediante una matriz de actividades diseñada para transformar los datos bibliográficos en conocimiento estratégico.

Lograr el primer objetivo implica, ante todo, un proceso de limpieza y revisión de datos muy serio. Siguiendo lo que marcan Charkaoui y Jabraoui (2024), se pasa de un montón de información a seleccionar casos que realmente sirvan; todo esto mediante búsquedas sistemáticas bien armadas. Luego, para entender qué pasa en la red de Dwivedi et al., (2021), se hace un mapeo

bibliométrico donde saltan a la vista nombres como Lucini, Sharma o Samothrakis. La cosa se pone más profunda al cruzar los retos éticos de White et al. (2024) y Karamatzanis et al. (2025) con lo que dicen otros autores, como Spencer y Mogaji. Al cierre, se mira cómo unir los modelos de Ulrich Lichtenthaler (2020) con la inteligencia híbrida para, finalmente, dar con rutas de adopción que funcionen en la práctica.

Este procedimiento culmina en la síntesis de hallazgos que da cuerpo al artículo científico, asegurando que cada etapa contribuya directamente al fortalecimiento de la competitividad empresarial.

Para cumplir con este diseño metodológico, se plantearán en la tabla 4 las siguientes actividades en torno a los objetivos específicos:

**Tabla 4.**

*Actividades desarrolladas teniendo en cuenta la metodología*

<b>Objetivo Específico</b>	<b>Actividades Desarrolladas</b>	<b>Resultados Obtenidos</b>
1. Diseñar un protocolo de revisión de la literatura que defina los criterios y procedimientos para la búsqueda, selección y análisis sistemático de publicaciones científicas sobre el uso de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales en el contexto global. .	1.1. Búsqueda Sistemática: Ejecutar la exploración en Scopus, con términos clave específicos para IA, toma de decisiones y sector empresarial. 1.2. Cribado y Selección: Aplicar criterios de inclusión/exclusión a títulos y resúmenes, seleccionando los documentos más pertinentes para el análisis a texto completo. 1.3. Extracción de Aplicaciones: Diseñar y usar una matriz de extracción de datos para documentar el tipo de aplicación de IA, el contexto empresarial y el impacto reportado en la toma de decisiones.	Inventario Detallado de Aplicaciones: Un listado categorizado de las principales aplicaciones de la IA utilizadas para optimizar la toma de decisiones en diversos sectores empresariales.

Objetivo Específico	Actividades Desarrolladas	Resultados Obtenidos
<p>2. Efectuar el protocolo de revisión de la literatura mediante un proceso de selección, organización y análisis sistemático de información proveniente de fuentes especializadas, orientado a la comprensión estructurada de las principales formas de aplicación de la IA como herramienta de apoyo a la toma de decisiones empresariales.</p>	<p>2.1. Recolección de Datos de Rendimiento: Extraer de la literatura y casos de estudio (identificados en el Obj. 1) métricas, resultados e indicadores relacionados con la implementación y desempeño de los sistemas inteligentes.</p> <p>2.2. Construcción del Marco Analítico: Establecer criterios de análisis comparativo.</p> <p>2.3. Evaluación Comparativa: Contrastar los beneficios reportados dentro del marco establecido.</p>	<p>Marco Comparativo de Adopción: Un análisis comparativo que identifique claramente los trade-offs de la implementación de la IA, sirviendo como base para desarrollar recomendaciones estratégicas de adopción tecnológica.</p>
<p>3. Analizar los principales desafíos y oportunidades asociados al uso estratégico de la IA para la optimización de la toma de decisiones empresariales</p>	<p>3.1. Identificar los obstáculos técnicos, éticos y de gobernanza que limitan la implementación de la IA en las organizaciones</p> <p>3.2. Clasificar las oportunidades de la IA en la optimización operativa, la cadena de suministro y la toma de decisiones gerenciales.</p> <p>3.3. Sintetizar las posturas teóricas de los autores para comparar las ventajas competitivas frente a las limitaciones de la IA.</p>	<p>Reporte de Tendencias y Estado del Arte: Un documento que describe las tendencias actuales y las brechas de conocimiento que delimitan las futuras líneas de investigación en el campo de estudio.</p>
<p>4. Analizar las consideraciones éticas y sociales para proponer pautas de uso responsable de la IA, utilizando un estudio de casos éticos y marcos regulatorios existentes.</p>	<p>4.1. Análisis de Casos Éticos: Estudiar en profundidad casos reportados en la literatura sobre fallos o dilemas éticos relacionados con la IA empresarial.</p> <p>4.2. Revisión Regulatoria: Identificar y analizar los principales marcos regulatorios, guías o códigos de conducta internacionales.</p> <p>4.3. Elaboración de Pautas: Cruzar los hallazgos del análisis de casos</p>	<p>Propuesta de Pautas de Uso Responsable: Un conjunto de recomendaciones prácticas y fundamentadas para la implementación ética y socialmente responsable de la IA, alineadas con principios éticos y marcos regulatorios globales.</p>

Objetivo Específico	Actividades Desarrolladas	Resultados Obtenidos
5. El objetivo es culminar la investigación con un artículo de carácter publicable. A través de este documento, se consolidarán los resultados obtenidos en la revisión sistemática, destacando los aportes más relevantes para el campo de estudio.	con la revisión regulatoria para formular recomendaciones claras y específicas para el uso ético y responsable de la IA. Se realizará la redacción del informe final siguiendo las directrices de la guía PRISMA, incluyendo secciones como introducción, métodos, resultados y discusión.	Informe de Investigación Definitivo: Culminación del documento final de la revisión sistemática, estructurado bajo el formato de artículo científico y preparado para su presentación y defensa como el Trabajo de Grado.

## 6. Resultados

### 6.1 Análisis bibliométrico y caracterización de la estructura intelectual del campo

Esta revisión inicial de la literatura se planteó como una estrategia para explorar la base de datos Scopus y entender realmente dónde estamos parados respecto a la IA y las decisiones en las empresas. Al sumergirse en el impacto organizacional, queda claro que este campo ha dejado de ser simple para volverse un tema con muchísimas caras.

Un hallazgo relevante del análisis documental es la distribución temática de la literatura: mientras que la mayoría de los 80 estudios se centran en algoritmos o ética, un núcleo especializado de 5 investigaciones profundiza de manera exclusiva en la transformación estructural de las áreas funcionales. Esta disparidad confirma la existencia de una brecha de conocimiento y justifica la

pertinencia de este estudio, el cual busca consolidar una guía clara que integre estos debates hacia la gestión operativa real.

Si se observa la Tabla 5, se nota un grupo de cinco trabajos que lideran en citas y marcan la pauta. Por ejemplo, destaca un estudio de 2025 (con 159 citas) que clasifica la IA como un motor de innovación. Le sigue de cerca un trabajo de 2024 centrado en la ciber-resiliencia de las cadenas de suministro (85 citas), mientras que en 2023 ya se hablaba con fuerza de mercados electrónicos y sistemas de información (70 citas). También aparecen temas más recientes de 2025 sobre Big Data y sostenibilidad con 61 menciones, y finalmente, un aporte de 2021 que, con 43 citas, todavía es clave para entender cómo adoptar la auditoría basada en inteligencia artificial.

Así mismo, la ecuación de búsqueda cumple con el objetivo de identificar y delimitar el conjunto de documentos que componen una muestra de estudio, a partir de los criterios de inclusión y exclusión establecidos, por lo tanto, el proceso define el número total de artículos analizados y garantiza la coherencia en la selección de la información, asegurando que los documentos cumplan con los objetivos de la investigación. En consecuencia, se establece un soporte metodológico sólido con el fin de diferenciar la cantidad de documentos seleccionados y los análisis derivados, la frecuencia de autores y referencias realizadas

Por lo tanto, es necesario mencionar que la ecuación de búsqueda permite identificar los documentos recopilados para su revisión, mientras que el análisis de publicaciones se enfoca en la recurrencia de los investigadores dentro de ese mismo estudio. En este sentido, un autor puede ser citado o referenciado en diferentes documentos y apartados del mismo trabajo. Resaltando que, el número de citas por autor no corresponde a una cantidad de documentos diferentes, sino a la participación dentro del mismo, lo cual permite comprender que la cantidad de citas no

contradice el número de artículos trabajados, sino que refleja la concentración de autores en el campo de estudios.

**Tabla 5.**

*Estudios más relevantes por sus citaciones*

<b>Autores</b>	<b>Título</b>	<b>Año</b>	<b>Citaciones</b>
Robinson, T., & White, E. (2025)	<i>Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. Journal of Product Innovation Management.</i>	2025	159
Sadeghi, R. K., Ojha, D., Kaur, P., Mahto, R. V., & Dhir, A. (2024)	<i>Explainable artificial intelligence and agile decision-making in supply chain cyberresilience.</i>	2024	85
Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., Klier, M., & Sigler, I. (2023)	<i>Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions.</i>	2023	70
Bickley, S. J., Macintyre, A., & Torgler, B. (2025)	<i>Artificial Intelligence and Big Data in Sustainable Entrepreneurship.</i>	2025	61
Chen, F. H., Hsu, M. F., & Tzeng, G.-H. (2021)	<i>Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and MRDM</i>	2021	43

*Nota.* Tabla modificada. Información tomada de la base de datos Scopus. (2025)

El primer artículo, publicado en el año 2025 en la Revista de Gestión de la Innovación de Productos por Robinson y White, desarrolla la revisión sistemática de 62 estudios bajo un marco identificado como TOE, tecnológico, organizacional y ambiental, en la cual se identifica dos categorías de innovación asociadas a la IA que son:

Facilitadoras (constituida por competencias y rutinas para su adopción) y potenciadores (ya que se transforman a partir de su implementación). De igual forma, proponen una taxonomía funcional basada los propósitos estratégicos: reemplazar, reforzar y revelar.

En el 2024, el departamento de marketing y gestión de la cadena de suministro de la Universidad Estatal Agrícola y Técnica de Carolina del norte menciona el impacto de la IA en sistemas de apoyo a la decisión, por lo que mediante un diseño experimental se observa que la aplicabilidad incrementa y favorece la toma de decisiones. Los investigadores del Instituto de Análisis Empresarial de la Universidad de ULM en el 2023 presentaron la revisión de 180 estudios acerca de la IA en sistemas de información y mercados electrónicos lo que expone la evolución académica del campo, en cuanto al avance se identificó medios de publicación, metodologías y se presentaron ocho áreas de investigación con niveles de madurez.

Por su parte, la Revista de Encuestas Económicas por académicos de la Universidad Tecnológica de Queensland en el año 2025, implemento un artículo desde el enfoque conceptual donde se integró la IA y Big Data en el emprendimiento sostenible, ya que se menciona el desarrollo de la optimización incremental y la transformación estructural.

En el 2021, la revista Desarrollo Tecnológico y Económico de la Economía por investigadores de la Universidad Sun Yat-sen, propuso la toma de decisiones basada en reglas MRDM, debido a que integra teorías referidas en la optimización de colonias en el que se propone mejorar la eficiencia, calidad y sostenibilidad de las auditorías externas.

En este orden de ideas, se observa un proceso descriptivo-analítico, teniendo en cuenta que los cinco documentos presentan la IA como un eje transformador de las organizaciones, ya que se fundamentan la relación entre la IA e innovación, profundizando la condición crítica de adopción

y demostrando la habilidad estratégica, así mismo se muestra el alcance hacia la sostenibilidad sistémica al integrar la IA y Big Data, así como la operación en procesos de auditoría.

La literatura evoluciona en cada proceso desde el 2025 con la conceptualización al ser impulsado por la IA, y como se puede observar hay aplicaciones empíricas y modelos decisionales durante el año 2021 al 2024, manteniendo el eje transversal, definiendo estructuras de decisión, innovación y control organizacional.

Su correlación se basa en la articulación progresiva de los estudios, evidenciando la estrategia implementada, explicable y alineada a los criterios múltiples logrando fortalecer el desarrollo sostenible organizacional.

## **6.2 Métricas relacionadas a las publicaciones**

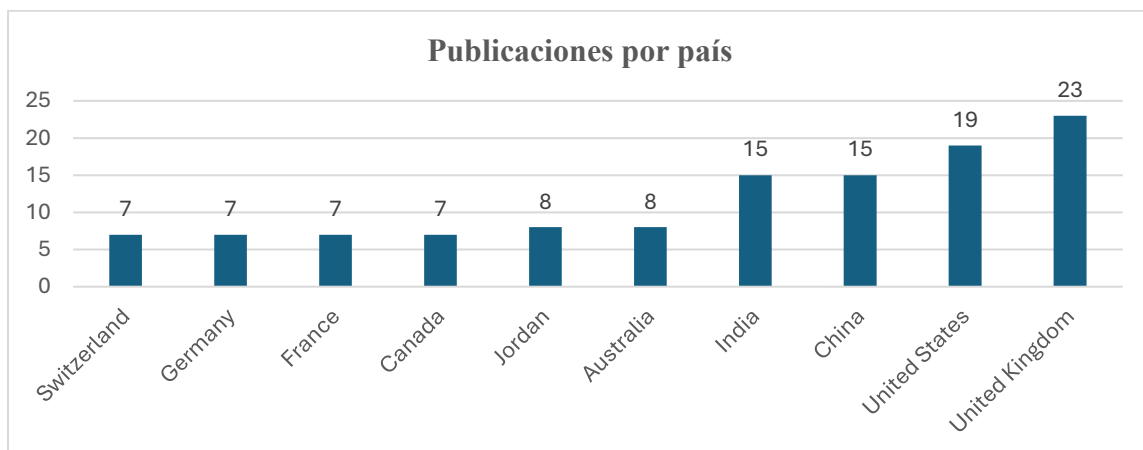
La métrica permite evaluar y analizar el proceso frente a la investigación mediante un indicador que observa el comportamiento de los documentos obtenidos en la base de datos Scopus durante el periodo comprendido entre el año 2005 hasta el 2025. Se identifica según la producción científica en la que evalúa el volumen y distribución de las publicaciones revisadas; según el impacto científico analizando el alcance de la producción académica, evaluando las publicaciones con mayor número de citas por año, y por último se identifica la dinámica temporal examinando la evolución académica en la tendencia anual de citas y el comportamiento científico en el tiempo.

Como punto de partida, en la Figura 2 se presenta el análisis de publicaciones por país, el cual identifica la distribución geográfica de publicaciones realizadas aplicando la ecuación de búsqueda. Por lo tanto, se identifica que el Reino Unido lidera con 23 documentos, seguido de

Estados Unidos con 19, representando una producción alta de investigación. Seguidamente, China y la India cuentan con 15 documentos cada uno, estando en concordancia con su crecimiento en las áreas investigativas. Por último, se observa una producción intermedia en países como Australia y Jordania con 8 documentos cada uno, así como Canadá, Francia, Suiza y Alemania con 7 documentos cada uno.

### Figura 2.

#### *Publicaciones por país*



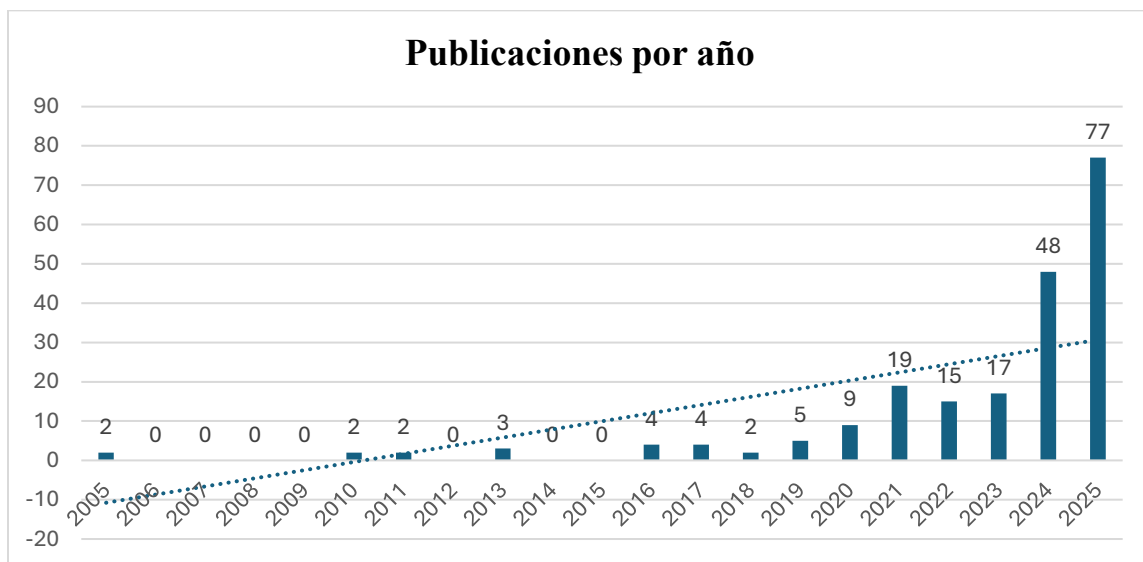
*Nota.* Gráfica tomada de la base de datos Scopus. (2025)

Para complementar, en la figura 3 se observa el comportamiento de la producción científica de la siguiente manera: Durante el periodo comprendido entre 2019 y 2025 tomo el liderazgo Reino Unido con 23 documentos lo que se explica a partir de la solidez de su área científica orientada a la innovación y la sostenibilidad. Adicionalmente, es evidente la exigencia, transparencia y cumplimiento de la producción académica debido a las normas y evaluaciones de impacto. Sin embargo, durante el 2013-2018 se evidencia un punto de inflexión en Estados Unidos con 19 documentos ya que tiene un entorno regulatorio dinámico, una diversidad institucional y la

fortaleza de líneas investigativas estratégicas. China e India, muestra el impacto de políticas en cuanto a la expansión de la educación superior, fortalece la ciencia, tecnología y la producción académica. En la exploración inicial y la baja densidad documental se resalta el hecho de que un periodo del 2005 al 2025 en países como Australia y Jordania ya que reflejan una producción intermedia, pues su área académica es focalizada en la sostenibilidad, el ambiente y desarrollo, recursos y gobernanzas. En Canadá, Francia, Suiza y Alemania, su producción es estable.

**Figura 3.**

*Publicaciones por año*



*Nota.* Gráfica tomada de la base de datos Scopus. (2025)

Adicionalmente, al analizar el comportamiento temporal de publicaciones es importante identificar las fuentes más utilizadas para la investigación de estudios relacionados con la toma de decisiones empresariales. Se cumple con objetivo de identificar las unidades editoriales en las que

los autores prefieren mencionar con mayor frecuencia estudios y resultados de sus enfoques teóricos.

Para el desarrollo del análisis, se toma en cuenta dos tipologías, las cuales se definen en el proceso inclusión de estudio: artículos y capítulos de libro, en consecuencia, se excluye otros tipos de publicaciones para mantener la delimitación documental.

Seguidamente, en la tabla 6 se identifican 10 universidades que cuentan con una cantidad de documentos publicados y sus citaciones correspondientes. Es importante precisar que una Universidad puede contar con más de una publicación, por esta razón cada una presenta una mayor recurrencia en publicaciones y citaciones.

Identificando la productividad científica y el impacto académico. En términos de cantidades, la Universidad Rey Fahd de Petróleo y Minerales cuenta con 741 publicaciones y 43,848 citaciones. Seguido de este encontramos a la Universidad de Glasgow con 333 documentos y 11,342 citaciones, la Universidad Putra Malasia con 319 documentos y 10,444 citaciones, la Universidad Global OP Jindal con 265 documentos y 13,32 citaciones, la Universidad de Swansea con 210 documentos y 1,525 citaciones, la Escuela de Negocios de la Universidad de Bedfordshire con 154 documentos y 11,342 citaciones, la Escuela de Negocios de Aston con 140 documentos y 9,196 citaciones, la Universidad de Khorfakkan. Con 128 documentos y 1,541 citaciones, la Universidad Nacional Unida de Taiwán con 61 documentos y 9,196 citaciones, exponen una participación adecuada en la producción.

**Tabla 6.***Numero de publicaciones por universidad*

<b>Universidad</b>	<b>Documentos</b>	<b>Citaciones</b>
Universidad Rey Fahd de Petróleo y Minerales.	741	43,848
Escuela de Negocios de la Universidad de Bedfordshire.	154	11,342
Escuela de Negocios de Aston.	140	9,196
Universidad Nacional Unida de Taiwán.	61	681
Universidad de Khorfakkan.	128	1,541
Universidad de Swansea.	210	1,525
Universidad de Glasgow	333	12,435
Universidad Global OP Jindal	265	13,32
Universidad de Swansea	152	5,052
Universidad Putra Malasia	319	10,444

*Nota.* Elaborada a partir de la información de Scopus. 2025

Tras el proceso de revisión, hasta la fecha 30 de septiembre 2025 se seleccionaron 80 estudios. Los 5 más relevantes se pueden observar en la tabla 7.

El estudio realizado por Robinson y White en el año 2025 se titula “Artificial intelligence in Innovation management: A Review of Innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. Journal of Product Innovation Management” el cual tuvo mayor impacto con 159 citas donde se destaca por implementar la aplicación de la IA en la gestión de la innovación.

En segundo lugar, el estudio realizado por Sadeghi et al., (2024) se titula “Explainable artificial intelligence and agile decision-making in supply chain cyber resilience. Decision Support Systems, 178, 114194.” con un total de 85 citas, enfocadas en la IA para la toma de decisiones dentro de las áreas organizacional.

En tercer lugar, Brasseç et al., (2024) publicó un artículo llamado “Explainable artificial intelligence in Information Systems: A Review of the status quo and future Research directions.

Electronic Markets, 33(4), 1–22.” Con un total de 70 citas enfocadas en la IA explicable en sistemas de información y las futuras líneas de investigación.

En cuarto lugar, Bickley et al., (2025) publica un artículo llamado “IAy Big Data en el emprendimiento sostenible. Journal of Economic Surveys.” Con un total de 61 citas, enfocadas en la relación de la IA y Big Data junto al emprendimiento sostenible.

Por último, Chen et al., (2021), publico un artículo llamado “Identificación de factores clave para la adopción de técnicas de auditoría basadas en IA mediante la utilización conjunta de la teoría de conjuntos difusos y aproximados y la técnica MRDM. Desarrollo Tecnológico y Económico de la Economía” con un total de 43 citas, enfocadas en los factores clave para la adopción de técnicas de auditorías.

### Tabla 7.

#### Publicaciones con mayor impacto

<b>Autores</b>	<b>Título</b>	<b>Año</b>	<b>Citaciones</b>
Robinson, T., & White, E. (2025)	<i>Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. Journal of Product Innovation Management.</i>	2025	159
Sadeghi, R. K., Ojha, D., Kaur, P., Mahto, R. V., & Dhir, A. (2024)	<i>Explainable artificial intelligence and agile decision-making in supply chain cyber-resilience.</i>	2024	85
Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., Klier, M., & Sigler, I. (2023)	<i>Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions.</i>	2023	70
Bickley, S. J., Macintyre, A., & Torgler, B. (2025)	<i>Artificial Intelligence and Big Data in Sustainable Entrepreneurship.</i>	2025	61

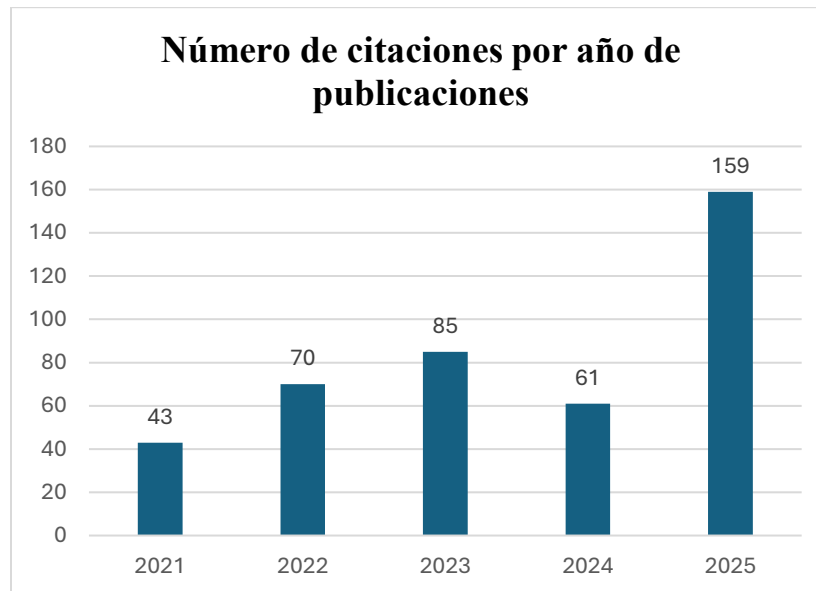
<b>Autores</b>	<b>Título</b>	<b>Año</b>	<b>Citaciones</b>
Hu, K.-H., Chen, F. H., Hsu, M. F., & Tzeng, G.-H. (2021)	<i>Identifying key factors for adopting artificial intelligence-enabled auditing techniques by joint utilization of fuzzy-rough set theory and MRDM</i>	2021	43

*Nota.* Tabla modificada. Información tomada de la base de datos Scopus. (2025)

Continuando el análisis, en la figura 4 se presenta la distribución anual de citas en las 5 publicaciones con mayor impacto, donde se evidencia que el valor más alto corresponde al año 2025 con un total de 159 citas lo que demuestra un logro de alto nivel en reconocimiento a periodos cortos. Así mismo, se observa una tendencia decreciente en el año 2024 ya que las publicaciones registran 85 citas, en el 2023 se observan 70 citas presentando significativamente la producción científica en investigaciones posteriores. Disminuyendo su producción, en el 2025 hay un estudio con 61 citas teniendo un impacto considerable en las áreas académicas. Por otro lado, en el 2021 se observa un estudio con 43 citas siendo el menos dentro del análisis.

**Figura 4.**

*Número de citas por año de publicaciones*



*Nota.* Tabla modificada. Información tomada de la base de datos Scopus. (2025)

A continuación, se presenta las métricas de desempeño e impacto en la tabla 8, teniendo en cuenta los lineamientos establecidos para desarrollar un adecuado análisis bibliométrico.

En total, se consideraron 80 publicaciones las cuales agrupan un total de 7168 citas, con un promedio de 89,60 citas por documento. Asimismo, se identificó un total de 247 autores, alcanzando un índice de colaboración de 3,08 lo que permite observar una tendencia significativa hacia la coautoría en investigaciones relacionadas con IA y toma de decisiones empresariales.

Por otra parte, se proyectó que aproximadamente 75 publicaciones recibieron al menos una citación, representando un porcentaje de publicaciones citadas del 93,7%. Finalmente, los indicadores de impacto muestran que 32 publicaciones registran al menos 10 citas, 8 superan

las 100 citas y 6 presentan más de 200 citas, manteniendo una relación jerárquica coherente entre los distintos niveles de citación.

**Tabla 8.**

*Métricas para análisis de desempeño*

<b>Métricas de desempeño</b>	<b>Descripción</b>	<b>Cantidad</b>
Métricas relacionadas con las publicaciones		
Total de publicaciones (TP)	Total de publicaciones que comprende la investigación	80
Número Total de Autores (NTA)	Número total de los autores que contribuyeron a las publicaciones que comprenden la investigación	247
Número de Años Activos de las publicaciones (NAA)	Número de años desde los cuales se registraron las publicaciones para la investigación	20
Productividad por Años Activos de las publicaciones (PAA)	$TP \div NAA$	4
Métricas relacionadas con las citas		
Total de Citaciones (TC)	Número total de citas de los artículos que comprende la investigación	7168
Promedio de Citaciones (PC)	Promedio de citas (en otras palabras, por publicaciones, por año, por periodo) que comprende la investigación	89,60
Métricas relacionadas con citas y publicaciones		
Índice de colaboración (IC)	$(NTA \div TP)$ (En otras palabras, el grado de colaboración que comprende la investigación)	3,08
Coefficiente de colaboración (CC)	$1 - (TP \div NTA)$ (en otras palabras, estandariza el grado de colaboración entre 1 y 0)	0,67
Número de publicaciones citadas (NPC)	Número de publicaciones citadas que comprenden la investigación	75

Métricas de desempeño	Descripción	Cantidad
Porcentaje de publicaciones citadas (PPC)	$(NPC \div TP) * 100$	93,7%
Índice h (h)	Número h de publicaciones citadas al menos h veces (en otras palabras, medida de influencia)	25
Índice g (g)	Número g de publicaciones que recibieron al menos g2 citas (en otras palabras, medida de impacto)	75
Índice i (i-10, i-100, i-200)	Número i citadas al menos i veces (por ejemplo, 10, 100, 200, etc.)	32 artículos tienen al menos 10 citas 8 artículos tienen al menos 100 citas 6 artículos tienen al menos 200 citas

*Nota.* Elaborada a partir de la información revisada. (2026)

### 6.3 Cartografía científica

Para decodificar la arquitectura intelectual de este campo, no nos limitamos a recopilar información de forma pasiva; en su lugar, implementamos un proceso bibliométrico robusto que sigue, en espíritu y forma, los protocolos de revisión que Dwivedi et al. (2021) han estandarizado. La riqueza de este enfoque radica en cómo explotamos los metadatos de cada publicación. Esta técnica nos permite articular redes de conocimiento reales, blindando la validez científica de todo nuestro estado del arte al movernos bajo criterios rigurosos de selección y análisis.

Al sumergirnos en la cartografía resultante, se hace manifiesto que el análisis de co-citación es la herramienta que de verdad nos permite desnudarlos cimientos del vínculo entre la IA y la dirección estratégica empresarial. Pero llegar a este nivel de claridad requirió un paso previo innegociable: una limpieza profunda y casi obsesiva de los registros bibliográficos. Esta

depuración fue fundamental para separar el "ruido informativo" de lo que son contribuciones teóricas fundamentales. En esta fase de "curaduría de datos", nos dedicamos a normalizar términos, unificar criterios y revisar referencias una por una para eliminar duplicados que, de otro modo, habrían alterado fatalmente la densidad y el peso de los nodos en nuestro mapa. Ya con una base de datos limpia y confiable, se comienza a utilizar herramienta VOSviewer. Con ella, proyectamos visualmente no solo qué tan cerca están unos temas de otros, sino la fuerza real de las conexiones que los unen, todo basándonos en los patrones de citación detectados.

Enfocandonos específicamente en la co-citación de autores, el mapa inicial mostró un ecosistema complejo de 247 investigadores. Claramente, analizar tal volumen habría resultado en un caos visual estéril. Para inyectar nitidez al análisis y resaltar lo verdaderamente influyente, se estableció un "filtro de autoridad": un umbral mínimo de 20 citas. Este criterio, aunque exigente, fue esencial para destacar a las figuras de mayor impacto y permitir que las corrientes de pensamiento dominantes emergieran con fuerza propia. La segmentación es clara: los investigadores se agrupan en clústeres definidos por su especialidad temática. Por otro lado, la red que detallamos en la Figura 5 no deja lugar a dudas; exhibe una estructura densa y robusta donde nodos centrales como Dwivedi, Yogesh K. y Edwards, John se consolidan como los pilares auténticos que sostienen el conocimiento actual en esta disciplina. Finalmente, para dar consistencia terminológica a todo este proceso, en la Tabla 9 detallamos el tesoro que diseñamos específicamente para este análisis.

**Tabla 9.**

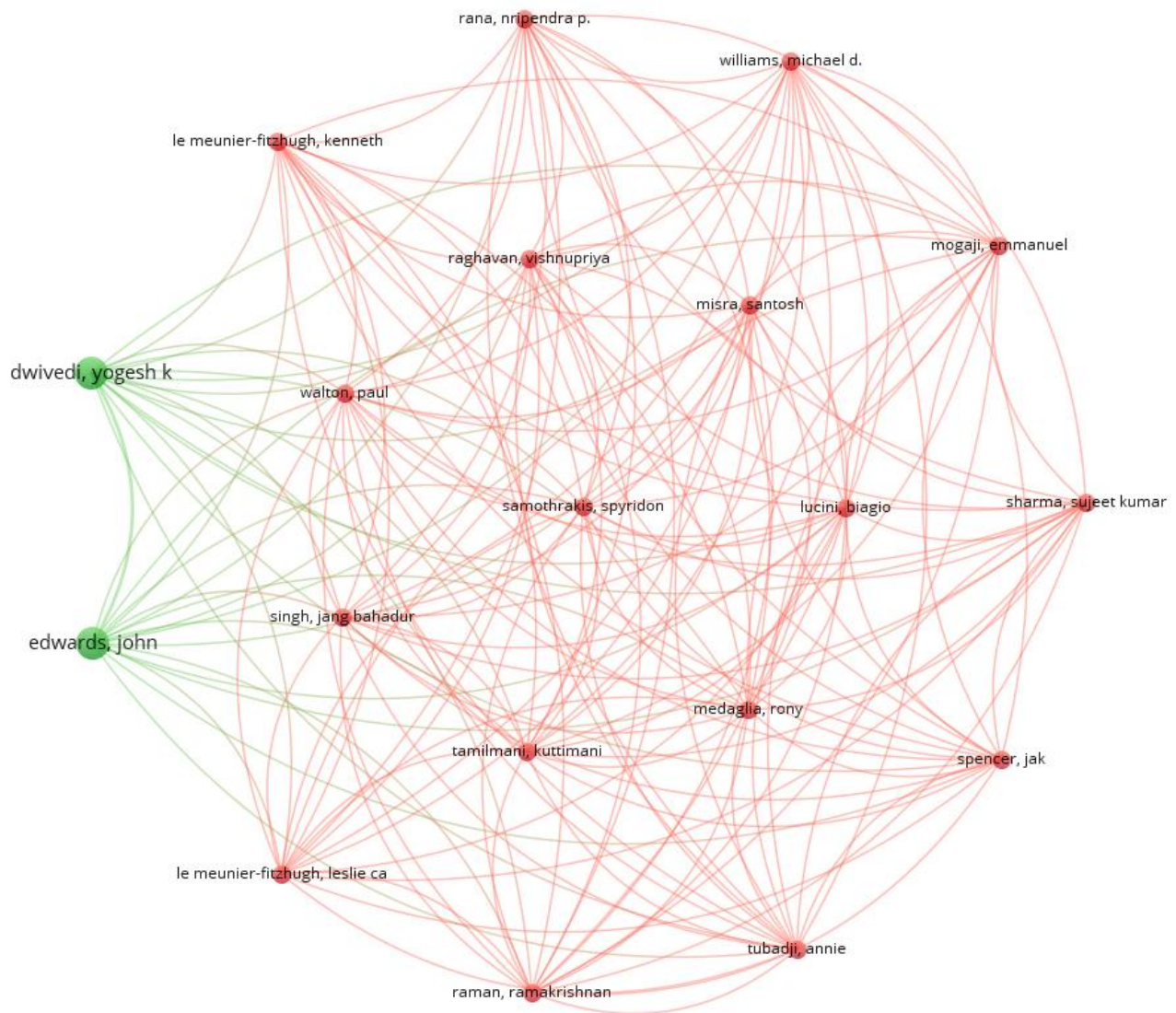
*Tesaurus de normalización bibliográfica para autores y redes de coautoría en VOSviewer.*

<b>Término genérico</b>	<b>Variantes agrupadas</b>
abdullah, ahmed	abdullah, muhammad asraf bin
alawamleh, kamal	alawamleh, mohammad
dwivedi, yogesh k	dwivedi, yogesh k.
edwards, john	edwards, john s.

Nota. Elaboración propia a partir de la información revisada (2026)

#### **6.4 Definición y función del tesaurus en el análisis bibliométrico.**

Antes de proyectar cualquier red de conocimiento, resulta clave detenerse en el uso del tesaurus como mecanismo de control. Más que un catálogo estático de palabras, y bajo el amparo técnico de la norma ISO 25964 (2011), esta herramienta se entiende como un sistema vivo de conceptos que se entrelazan mediante nexos semánticos y niveles de jerarquía. La apuesta por este recurso no es arbitraria; responde a la necesidad de potenciar la recuperación de datos, evitando que el análisis se disperse y garantizando, en cambio, una cohesión técnica absoluta durante todo el proceso de depuración informativa.

**Figura 5.***Red co-citación*

*Nota.* Gráfico elaborado en VOSviewer a partir de la base de datos Scopus, (2026)

Por otra parte, la co-ocurrencia de palabras clave muestra una estructura intelectual con cuatro frentes que orbitan un núcleo central: Artificial Intelligence. Este nodo es el que manda, conectándose de forma directa con la transformación digital y la IA generativa, lo que coloca a la inteligencia artificial no solo como algo técnico, sino como el verdadero motor del cambio

organizacional hoy día. El hecho de que esté tan pegada a la 'Systematic Literature Review' confirma que el área se está consolidando con fuerza científica. En cuanto a lo metodológico, surge una tríada Machine Learning, sistemas de apoyo a la decisión e IA explicable que indica una tendencia clara; ahora se buscan modelos transparentes para que el emprendimiento no tenga tanta incertidumbre. El nodo Decisión Making amarra la potencia de los algoritmos con la analítica predictiva, mientras el clúster de gestión conecta los negocios con los recursos humanos y el análisis empírico.

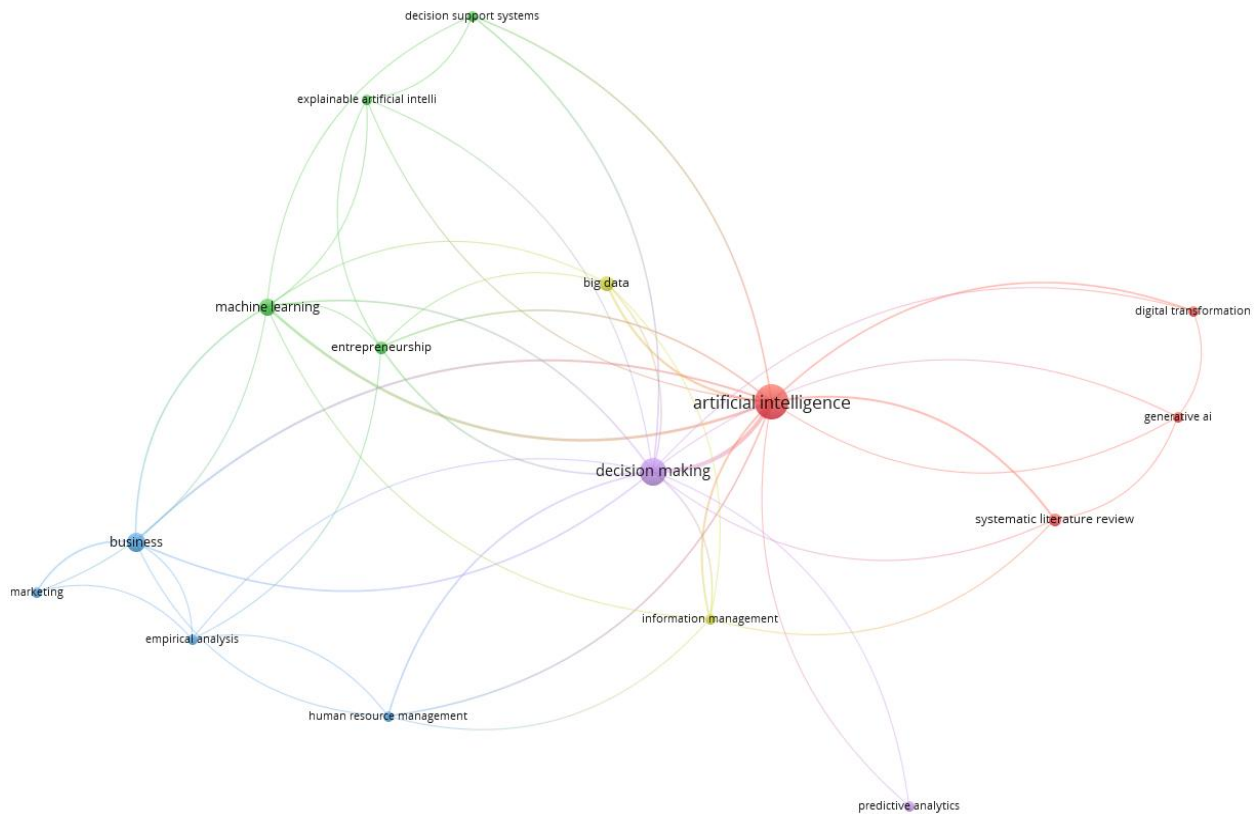
En la figura 6, se presenta una red de conexiones que demuestra la aplicación de la IA en la toma de decisiones tiene un impacto crítico en el factor humano y el marketing. Por otro lado, en la tabla 10, se revisa el tesoro de normalización.

**Tabla 10.**

*Tesoro de normalización terminológica para palabras clave en VOSviewer*

<b>Término genérico</b>	<b>Variantes agrupadas</b>
artificial intelligence	artificial intelligence (ai), ia
business	business decisions, business intelligence

*Nota.* Elaborada a partir de la información revisada

**Figura 6.***Clúster de gestión*

*Nota.* Gráfico elaborado en VOSviewer a partir de la base de datos Scopus, (2026)

## 6.5 Definición y evolución del concepto IA

La IA, es una tecnología influyente en las áreas organizacionales y empresariales, se conceptualiza como un sistema computacional que simula los procesos cognitivos del ser humano a partir de altos volúmenes de datos. Es por esto por lo que se realiza una revisión teniendo en cuenta lo que Dwivedi et al., (2021) refieren que la IA es un objeto de investigación de seis décadas atrás, un proceso contemporáneo que explora el avance tecnológico y periodos académicos, pero en los últimos años se evidencia un incremento en su uso debido a la capacidad computacional y

al crecimiento de tecnologías como el Big Data. El desarrollo confirma que la IA se puede trabajar en ámbitos organizacional como recursos estratégicos en los cuales procesa volúmenes de información, patrones y análisis, mejorando la eficiencia y la toma de decisiones. (Ojeda et al., 2024).

La IA articula la información y datos de conocimiento avanzados para acceder a la interpretación de información que se considera compleja en las empresas organizacionales, permitiendo optimizar procesos y mejorar la calidad de respuesta en organizaciones cuando los escenarios son complejos o dinámicos (Leoni et al., 2025). Autores como Carter, Wynne en el 2024 mencionaron que la IA no reemplaza el proceso cognitivo del humano por completo, aclarando que esta funciona como sistema de apoyo denominado “agente no humano” permitiendo analizar los procesos de manera rápida.

Investigadores como Ritala durante el 2024, menciona que la IA desarrolla transformaciones significativas durante los procesos estratégicos, operativos y humanos, implicando procesos complejos de confianza en sistemas inteligentes en cuanto a la toma de riesgos y consideraciones éticas que surgen a partir de los algoritmos en decisiones. (Ritala et al., 2024)

En síntesis, la IA evoluciona al demostrar que no es solo un concepto teórico, ya que es una herramienta para la innovación en contextos que requieran análisis para la toma de decisiones estratégicas. Lo anterior se logra evidenciar en la tabla 11.

**Tabla 11.***Definiciones de IA según distintos autores*

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Definición IA</b>
Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K.(2021)	<i>Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making</i>	Conjunto de sistemas con la capacidad de reemplazar el proceso de toma de decisiones humanas mediante grandes volúmenes de datos.
Ojeda, Á., Valera, J., Samadian, H., & Padilla, R.(2024)	<i>Implementing AI in big data: Shaping data analytics for business decision making. Problems of Information</i>	Conjunto de algoritmos que analizan datos generados en organizaciones para facilitar el proceso de análisis avanzados.
Carter, W., & Wynne, K. T. (2024)	<i>Integrating AI into team decision-making: Towards a theory of the effectiveness of human and AI teams</i>	Comprendida como un avance tecnológico que orienta los procesos e investigaciones organizacionales en compañía de los equipos humanos.
Ritala, P., Aaltonen, P., Ruokonen, M., & Nemeh, A.(2024)	<i>Developing industrial AI capabilities: An organisational learning perspective</i>	Es un conjunto de tecnologías que se basan del aprendizaje automático y permite trabajar en organizaciones para toma de datos, predecir resultados y mejorar procesos.

*Nota.* Tabla modificada. Información tomada de la base de datos Scopus. (2025)

## 6.6 Métodos y herramientas de análisis

En el ámbito de la gestión organizacional, los métodos y herramientas de análisis basados en (IA) constituyen la infraestructura tecnológica necesaria para transformar la saturación de datos en decisiones estratégicas de alto valor. Lo que se observa en esta línea de investigación es un esfuerzo real por usar algoritmos avanzados para frenar la incertidumbre y hacer que las empresas rindan más en entornos que hoy son un caos. Si uno mira la literatura, se nota que ya no nos quedamos en la estadística de siempre; ahora el terreno le pertenece al Deep Learning y a la

analítica que predice escenarios. Pero ojo: esto solo funciona si hay confianza. Cao et al. (2021) ya advertían que, sin fe en el sistema, la adopción es nula. Adaptarse a este cambio, según de Oliveira y Rodríguez (2021), es lo que evita que la oficina se resista a lo nuevo. Thomposon y Adams (2025) expone la conexión emocional con las herramientas de la IA, puesto que el comportamiento del ser humano se apoya con el análisis de datos ya que su proceso metaverso lo permite. Claro que, para que esto no sea una "caja negra", Brasse et al. (2023) insisten en que la IA debe ser explicable. La idea es que un directivo entienda el "porqué" de una recomendación, algo vital para la logística y la seguridad.

Basta ver lo que proponen Abbas et al. (2024), quienes usan el sentir de la gente en redes sociales para entender la demanda en la Industria 5.0, demostrando que la IA ya "lee" datos que antes eran puro ruido. En una sintonía similar, Jauhar et al. (2024) aplican Machine Learning para no fallar en el cálculo de energía, dejando claro que estas herramientas se adaptan a casi cualquier necesidad de planeación. En el mundo de los Recursos Humanos, trabajos como los de Meier y Stadelmann (2024) ven en los algoritmos una forma de innovar al contratar. Al final del día, se busca una unidad funcional humano-máquina, como proponen Carter y Wynne (2024) con sus equipos híbridos donde la intuición y el dato se cruzan. Sadeghi et al. (2024) también insisten en que la IA debe ser explicable. Si aterrizamos esto en Colombia, las pautas del MinTIC (2024) ya están marcando el paso. Propuestas como las de Boncella (2024) o los estudios de Zheng et al. (2024) sobre mercados emergentes son los que terminan de armar este rompecabezas para que la tecnología sea potente, pero, sobre todo, justa.

Sin embargo, el verdadero salto se está dando hacia la IA Generativa. Autores como López-Solís et al. (2025) y la dupla Ochoa-Gómez (2025) han explorado cómo esto golpea las decisiones en los nuevos negocios. Es evidente que estas plataformas ya no son simples asistentes de

redacción; se han vuelto simuladores de riesgos muy potentes. Incluso se está hablando de proteger datos financieros con Blockchain ante la amenaza de los Deepfakes, como sugieren Yadav y Shinde (2025) ... Otro punto clave es que el foco está regresando a las personas. No se trata de que la IA eche al jefe, sino de potenciar su liderazgo, un tema que Bevilacqua et al. (2025) y Chen et al. (2025) analizan a fondo. La normativa en Colombia sigue con el CONPES 4144 de 2025 y el debate del Proyecto de Ley 43 de 2025 sobre ética. Karamatzanis et al. (2025) conectan estos puntos con la gobernanza, mostrando que el Big Data hace que los reportes de sostenibilidad sean más transparentes. Eso sí, el gran reto sigue siendo los sesgos. Wei et al. (2025) y Nguyen-Zhao (2025) dejan claro que una IA con prejuicios es un peligro para la equidad empresarial. En la tabla 12, se presenta un resumen de métodos y herramientas de análisis que pueden aportar los procesos.

**Tabla 12.**

*Métodos y herramientas de análisis*

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
de Oliveira y Rodríguez (2021)	<i>Human behavior adaptation in interaction with intelligent systems</i>	Análisis de la adaptación del comportamiento humano para evitar la resistencia al cambio organizacional.
Cao et al. (2021)	<i>Exploring managers' attitudes and behavioral intentions towards AI adoption</i>	Determinación de que la adopción exitosa de la IA depende de la confianza percibida en la precisión del sistema.
Brasse et al. (2023)	<i>Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Organizational Management</i>	Énfasis en romper la opacidad de los algoritmos de "caja negra" para fortalecer la resiliencia corporativa.
Boncella (2024)	<i>Solutions to the ethical alignment problem in artificial intelligence</i>	Propuesta de mecanismos de alineación para garantizar que la IA opere bajo principios éticos humanos.
Zheng et al. (2024)	<i>Impact of AI on hiring biases in emerging markets</i>	Análisis específico del impacto de la tecnología en la equidad de los procesos de contratación en mercados en desarrollo.

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
del Val Núñez et al. (2024)	<i>Technological transformation in HR management for innovative decision-making</i>	Exploración de la transformación digital en recursos humanos como vía para la toma de decisiones innovadoras.
Carter y Wynne (2024)	<i>The efficacy of hybrid human-AI teams: A theoretical framework</i>	Teoría sobre la sinergia necesaria entre la intuición humana y el procesamiento de máquinas en equipos híbridos.
Meier y Stadelmann (2024)	<i>Algorithms in recruitment: An empirical analysis of selection processes</i>	Aplicación de análisis empíricos para evaluar el impacto de los algoritmos en los procesos de reclutamiento.
Sadeghi et al. (2024)	<i>Explainable AI for cyber resilience and supply chain agility</i>	Desarrollo de métodos explicables para que los directivos comprendan la lógica de las recomendaciones algorítmicas.
Abbas et al. (2024)	<i>Integrating sentiment analysis into demand forecasting models for Industry 5.0</i>	Ajuste de modelos de pronóstico mediante análisis de sentimientos para integrar datos no estructurados en la toma de decisiones.
Jauhar et al. (2024)	<i>A machine learning-based decision support system for forecasting energy requirements</i>	Propuesta de un sistema de apoyo a la decisión versátil para la planeación de recursos energéticos.
López-Solís et al. (2025)	<i>The impact of generative AI on strategic decision-making in entrepreneurship: A systematic review</i>	Evaluación de la IA generativa como marco de simulación para el análisis de escenarios de riesgo estratégico.
Ochoa y Gómez (2025)	<i>Generative AI and Strategic Decision-Making: A Systematic Literature Review</i>	Análisis de cómo las herramientas de lenguaje natural asisten en decisiones estratégicas más allá de la redacción.
Yadav y Shinde (2025)	<i>Synergy of Blockchain, AI, and Deepfake technologies for financial data integrity</i>	Propuesta de marcos de seguridad avanzados para proteger los datos financieros utilizados por la alta dirección.
Bevilacqua et al. (2025)	<i>Augmenting senior management leadership through AI: A systematic review</i>	Identificación de nuevas capacidades cognitivas asistidas que potencian el liderazgo sin reemplazar al directivo.
Chen et al. (2025)	<i>AI and the evolution of cognitive leadership capabilities</i>	Examen de cómo la IA actúa como un potenciador de habilidades estratégicas en los altos mandos.
Karamatzanis et al. (2025)	<i>Big Data analytics and corporate governance: Enhancing</i>	Vinculación del Big Data con la gobernanza para mejorar la

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
	<i>transparency in sustainability reporting</i>	transparencia y el monitoreo de decisiones.
Chen y Wang (2025)	<i>Technological tools for corporate governance and high-level decision monitoring</i>	Uso de herramientas tecnológicas para optimizar el seguimiento de las decisiones de alto nivel.
Wei et al. (2025)	<i>Bias in generative AI: Challenges for information management and equity</i>	Identificación de desafíos de sesgo en la IA generativa que podrían comprometer la equidad empresarial.
Nguyen y Zhao (2025)	<i>Addressing generative AI biases in corporate decision-making</i>	Estudio sobre el impacto de los sesgos algorítmicos en la integridad de las decisiones estratégicas.

*Nota.* Tabla de métodos y herramientas. (2025)

## 6.7 Enfoques y marcos de referencia

Los marcos de referencia asociados al uso de la IA en la gestión empresarial han evolucionado de una perspectiva meramente técnica y operativa hacia una visión estratégica, sociotécnica y regulatoria. Es perceptible que a través del análisis que la IA ya no se entiende como un parche aislado. Es, más bien, una capacidad dinámica que debe encajar a veces a la fuerza en cómo está armada la empresa para que el valor sea real. Aquí es donde la Teoría del Procesamiento de Información Organizacional (OIPT) empieza a cobrar sentido. Como bien señalan Chen y Liu (2024), este enfoque ayuda a ver por qué la tecnología hace que las firmas no se ahoguen en el caos del mercado actual. Muller y Becker (2025) menciona la forma de interpretar la toma de decisiones desde la IA para el entendimiento de situaciones complejas.

En el día a día, mientras la máquina procesa datos a lo loco, la gerencia puede centrarse en lo que una CPU no tiene: intuición y estrategia pura. Pero el debate no se queda en si usarla o no. Ahora la clave es la "Inteligencia Integrada". Para Lichtenthaler (2020), el éxito no es casualidad, sino que depende de la madurez de la gestión: hay que pasar de herramientas sueltas a meter la IA

en el ADN de la cultura corporativa. El estándar de la IA Explicable que autores como Brasse et al., 2023 y Sadeghi et al., 2024 mencionan que la lógica detrás es aplastante: si el algoritmo es una caja negra que nadie entiende, el gerente no puede poner las manos al fuego por los resultados. Esto es crítico en temas de ciber-resiliencia o cuando la cadena de suministro se pone tensa.

Por otro lado, esta mezcla de humanos y máquinas está forzando a repensar el liderazgo. Carter y Wynne (2024) proponen equipos híbridos donde esa sinergia es, literalmente, el corazón de la ventaja competitiva hoy. A esto se le suma la idea de la "IA como discurso" de Agbon (2024) y Young y Foster (2024), quienes sugieren que estos modelos cambian hasta la forma en que la empresa cuenta su propia estrategia. Incluso se habla de blindar las finanzas uniendo Blockchain e IA; una jugada que Yadav y Shinde (2025) plantean para que los deepfakes no constituya una limitación operativa para la alta dirección.

Al final del día, el mejor algoritmo del mundo no sirve de nada si la organización no está lista a nivel digital. Autores como Ali y Khan (2025) o Gupta y Singh (2024) sostienen que el éxito requiere una arquitectura de datos sólida y una cultura donde todos hablen el mismo idioma tecnológico. Para una pyme con pocos recursos, esto es vida o muerte; necesitan marcos de decisión rápidos, como el análisis de costos que proponen Nowak y Kowalski (2024). Como bien recalca Sadeghi et al. (2024), una IA que se queda callada y no explica por qué decidió lo que decidió en una crisis, termina siendo un estorbo para toda la cadena. Lo anteriormente mencionado, se puede evidenciar en la tabla 13.

**Tabla 13.***Enfoques y marcos de referencia*

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
Cao et al. (2021)	<i>Exploring managers' attitudes and behavioral intentions towards AI adoption</i>	Determinación de que la adopción exitosa de la IA depende de la confianza percibida en la precisión del sistema.
de Oliveira y Rodríguez (2021)	<i>Human behavior adaptation in interaction with intelligent systems</i>	Análisis de la adaptación del comportamiento humano para evitar la resistencia al cambio organizacional.
Brasse et al. (2023)	<i>Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Organizational Management</i>	Énfasis en romper la opacidad de los algoritmos de "caja negra" para fortalecer la resiliencia corporativa.
Abbas et al. (2024)	<i>Integrating sentiment analysis into demand forecasting models for Industry 5.0</i>	Ajuste de modelos de pronóstico mediante análisis de sentimientos para integrar datos no estructurados en la toma de decisiones.
Jauhar et al. (2024)	<i>A machine learning-based decision support system for forecasting energy requirements</i>	Propuesta de un sistema de apoyo a la decisión versátil para la planeación de recursos energéticos.
Sadeghi et al. (2024)	<i>Explainable AI for cyber resilience and supply chain agility</i>	Desarrollo de métodos explicables para que los directivos comprendan la lógica de las recomendaciones algorítmicas.
Meier y Stadelmann (2024)	<i>Algorithms in recruitment: An empirical analysis of selection processes</i>	Aplicación de análisis empíricos para evaluar el impacto de los algoritmos en los procesos de reclutamiento.
del Val Núñez et al. (2024)	<i>Technological transformation in HR management for innovative decision-making</i>	Exploración de la transformación digital en recursos humanos como vía para la toma de decisiones innovadoras.
Carter y Wynne (2024)	<i>The efficacy of hybrid human-AI teams: A theoretical framework</i>	Teoría sobre la sinergia necesaria entre la intuición humana y el procesamiento de máquinas en equipos híbridos.
Boncella (2024)	<i>Solutions to the ethical alignment problem in artificial intelligence</i>	Propuesta de mecanismos de alineación para garantizar que la IA opere bajo principios éticos humanos.
Zheng et al. (2024)	<i>Impact of AI on hiring biases in emerging markets</i>	Análisis específico del impacto de la tecnología en la equidad de los procesos de contratación en mercados en desarrollo.

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
López-Solís et al. (2025)	<i>The impact of generative AI on strategic decision-making in entrepreneurship: A systematic review</i>	Evaluación de la IA generativa como marco de simulación para el análisis de escenarios de riesgo estratégico.
Ochoa y Gómez (2025)	<i>Generative AI and Strategic Decision-Making: A Systematic Literature Review</i>	Análisis de cómo las herramientas de lenguaje natural asisten en decisiones estratégicas más allá de la redacción.
Yadav y Shinde (2025)	<i>Synergy of Blockchain, AI, and Deepfake technologies for financial data integrity</i>	Propuesta de marcos de seguridad avanzados para proteger los datos financieros utilizados por la alta dirección.
Bevilacqua et al. (2025)	<i>Augmenting senior management leadership through AI: A systematic review</i>	Identificación de nuevas capacidades cognitivas asistidas que potencian el liderazgo sin reemplazar al directivo.
Chen et al. (2025)	<i>AI and the evolution of cognitive leadership capabilities</i>	Examen de cómo la IA actúa como un potenciador de habilidades estratégicas en los altos mandos.
Karamatzanis et al. (2025)	<i>Big Data analytics and corporate governance: Enhancing transparency in sustainability reporting</i>	Vinculación del Big Data con la gobernanza para mejorar la transparencia y el monitoreo de decisiones.
Chen y Wang (2025)	<i>Technological tools for corporate governance and high-level decision monitoring</i>	Uso de herramientas tecnológicas para optimizar el seguimiento de las decisiones de alto nivel.
Wei et al. (2025)	<i>Bias in generative AI: Challenges for information management and equity</i>	Identificación de desafíos de sesgo en la IA generativa que podrían comprometer la equidad empresarial.
Nguyen y Zhao (2025)	<i>Addressing generative AI biases in corporate decision-making</i>	Estudio sobre el impacto de los sesgos algorítmicos en la integridad de las decisiones estratégicas.

*Nota.* Enfoques y marcos de referencias. (2026)

## 6.8 Estrategias de adopción e implementación de la IA

Las acciones organizacionales que pueden integrar la IA se complementan como elemento estratégico de los procesos de análisis en la información y la toma de decisiones empresariales,

permitiendo el desarrollo de grandes volúmenes de datos, facilitando la identificación de redundancias, ventajas competitivas, toma de decisiones y evaluación de riesgos; lo cual contribuye a la capacidad analítica de organizaciones (Ojeda et al.).

Desde una visión organizacional, la IA no se limita a la incorporación de tecnologías, en cambio se encarga de transformar de forma integral las empresas para modificar los estados corporativos, los procesos internos y la cultura organizacional, permitiendo el desarrollo de auditorías que no afectarían el proceso ya que sus estudios o avances relevantes estarían acorde a las necesidades de la empresa, respondiendo a escenarios de alta incertidumbre.

La empresa, puede desarrollar objetivos estratégicos para el uso responsable y eficiente de la IA, mejorando los factores institucionales y regulatorios. Es importante mencionar que acorde a esto, el departamento nacional de planeación estableció una política nacional de IA, articulando los objetivos estratégicos de la gobernanza y ética, el acceso a datos, fortalecimiento de investigación y mitigación de riesgos. En complemento a esto, Lichtenthaler (2020) propone el método de madurez compuesto por niveles que evalúan la integración de la IA en las organizaciones, permitiendo diagnosticar el estado de la adopción tecnológica para diseñar nuevas estrategias hacia el avance de integración.

Teniendo en cuenta todo lo expuesto, en la tabla 14 se evidencia que los estudios proponen la importancia de nuevos conceptos y marcos teóricos para comprender la adopción de IA en organizaciones sin que sea una brecha empresarial o disminución del desarrollo cognitivo del profesional, el objetivo es evaluar los beneficios y desafíos para medir el impacto de rendimiento organizacional.

**Tabla 14.***Estrategias de implementación de la IA*

<b>Autor</b>	<b>Título de artículo</b>	<b>Estrategias</b>
Lichtenthaler, U. (2020).	<i>Five maturity levels of managing AI: From isolated ignorance to integrated intelligence</i>	Lineamientos estratégicos como la regulación y el acceso de datos. Madurez en la adopción de la IA para la evaluación de su integración. Uso de la IA para realizar análisis el estado actual de la organización con el fin de realizar mejoras. Integración de la IA para no afectar el desarrollo profesional ni generar dependencia tecnológica.
Ojeda, Valera, J., Medina, E., Samadian, H., & Padilla, R. (2024)	<i>Implementing AI in big data: Shaping data analytics for business decision-making.</i>	Uso de la IA para analizar volúmenes de datos, identificando ventajas competitivas y tomar decisiones empresariales basada en datos. Integración de la IA en procesos de análisis de información para la mejora continua y la capacidad analítica. Implementación de la IA como proceso de cambio interno en la estructura organizacional y cultural de la empresa. Uso de la IA para evaluar riesgos y desarrollar auditorías continuas. IA para dar respuesta oportunidad a los escenarios cambiantes y complejos.

*Nota.* Tabla modificada. Información tomada de la base de datos Scopus. (2026)

## 6.9 Retos y barreras detectadas

Más allá de los desafíos técnicos y éticos, existe una barrera económica y de infraestructura que condiciona la adopción de la Inteligencia Artificial, especialmente en el tejido de las pequeñas y medianas empresas (PYMES) y los nuevos emprendimientos. Según destacan Nowak y Kowalski (2024), el alto costo de adquisición de licencias, la necesidad de hardware especializado

y la escasez de talento humano capacitado para el mantenimiento de modelos avanzados actúan como un filtro de exclusión que profundiza la brecha competitiva. Esta limitación financiera obliga a muchas organizaciones a depender de soluciones de terceros, lo que introduce un nuevo reto: la pérdida de soberanía sobre los datos y la dependencia tecnológica de grandes proveedores. En este sentido, la literatura reciente sugiere que la falta de marcos de inversión pública y privada orientados a la democratización de la IA impide que las organizaciones de menor escala aprovechen el análisis predictivo para la optimización de sus recursos, relegándolas a una gestión tradicional frente a competidores con mayor músculo financiero. Lee y Park (2024) analiza el proceso de interacción con las máquinas y los cumplimientos tributarios, pues la intervención humana, acepta y confía los sistemas automatizados.

Por otro lado, la ciber-resiliencia en la cadena de suministro se ha consolidado como un desafío de alta complejidad estratégica. Como bien mencionan Sadeghi et al. (2024), un sistema de IA que no aguante ataques o que sea incapaz de explicar sus propios fallos en tiempo real, no es una ventaja, sino un peligro latente. Optimizar la toma de decisiones no es solo cuestión de velocidad; es la necesidad imperativa de blindar la casa contra riesgos cibernéticos que evolucionan al mismo ritmo que la tecnología. Patel y Lin (2025) Menciona los riesgos y consecuencias no deseadas a partir de los efectos de decisiones automatizadas en plataformas virtuales cuando la suspensión temporal afecta al comportamiento humano.

Lo que hoy frena la confianza en los sistemas automáticos es, sin duda, la aparición de amenazas digitales cada vez más complejas. Con los Deepfakes y la manipulación de datos mediante IA generativa a la orden del día, han surgido riesgos de fraude que ponen en jaque la información financiera que usan las juntas directivas. De hecho, Yadav y Shinde (2025) son claros al advertir que, si no se usan protocolos de seguridad como el Blockchain, las empresas quedan

totalmente expuestas a ataques de desinformación que podrían llevar a errores estratégicos fatales. Un reto que hoy quita el sueño en las oficinas es cómo equilibrar la rapidez de la innovación con la lentitud de las leyes. Según explican Karamatzanis et al. (2025), las empresas están en una encrucijada: necesitan desplegar soluciones de IA pero bajo normativas que exigen saber exactamente por qué se tomó cada decisión. Este problema se vuelve crítico en sectores muy regulados donde aparece la famosa "deuda ética". Básicamente, es esa acumulación de decisiones hechas por algoritmos cuya lógica ya quedó vieja o fuera de la ley, lo que puede terminar en sanciones pesadas y un daño a la reputación casi imposible de reparar.

La barrera aquí no es solo técnica, sino de agilidad institucional: las empresas que no logren integrar un monitoreo continuo de sus modelos de IA dentro de sus sistemas de gestión de riesgos quedarán expuestas a una volatilidad regulatoria que puede frenar su crecimiento. Por consiguiente, la verdadera barrera para la implementación exitosa de la IA en la toma de decisiones no radica exclusivamente en el software, sino en la capacidad de la alta gerencia para instaurar un ecosistema de gobernanza dinámica que sea capaz de anticipar, auditar y rectificar el comportamiento de la tecnología en un entorno de incertidumbre normativa permanente. En la tabla 15, se puede observar un resumen de los retos y barreras observadas.

A partir de lo expuesto, queda claro que incorporar la IA en las empresas exige mucho más que una simple inversión en sistemas. En realidad, el proceso exige lidiar con problemas de infraestructura, proteger la seguridad de los datos y sortear la incertidumbre legal. Por lo tanto, el verdadero reto no está en el presupuesto o en los programas que utilicemos, sino en el factor humano. La alta gerencia debe encargarse de construir un espacio donde se puedan supervisar, auditar y corregir los algoritmos de forma continua. De este modo, los dilemas éticos dejan de ser un obstáculo y se convierten en una ventaja competitiva para el futuro del negocio.

**Tabla 15.***Retos y barreras detectadas*

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
Nowak y Kowalski (2024)	<i>Activity-based cost analysis for AI adoption in SMEs</i>	Identifican barreras económicas como el alto costo de licencias, hardware especializado y la escasez de talento humano en PYMES.
Sadeghi et al. (2024)	<i>Explainable AI for cyber resilience and supply chain agility</i>	Señalan que la incapacidad de la IA para resistir ataques adversarios o explicar desviaciones crea puntos de fallo críticos en la cadena de suministro.
Yadav y Shinde (2025)	<i>Synergy of Blockchain, AI, and Deepfake technologies for financial data integrity</i>	Advierten sobre el riesgo de fraudes mediante Deepfakes y desinformación algorítmica que comprometen las decisiones de las juntas directivas.
Karamatzanis et al. (2025)	<i>Big Data analytics and corporate governance: Enhancing transparency in sustainability reporting</i>	Exponen la dificultad de armonizar la velocidad de la innovación tecnológica con la lentitud de los marcos regulatorios y de cumplimiento.

*Nota.* Información tomada por la base de datos Scopus. (2026)

## 6.10 Modelos de gestión de la IA como eje de la decisión estratégica

En un nivel de integración superior, la literatura destaca la emergencia de modelos de gestión impulsados por la IA Generativa, los cuales están redefiniendo la planeación estratégica al permitir la creación de "gemelos digitales" de decisiones empresariales.

Autores como López-Solís et al. (2025) y Ochoa y Gómez (2025) proponen que estos modelos no solo optimizan tareas operativas, sino que actúan como motores de simulación de

escenarios competitivos, permitiendo a los gerentes de nuevos emprendimientos evaluar la viabilidad de sus modelos de negocio antes de la ejecución de capital.

Esta capacidad de generación sintética de estrategias facilita una gestión del riesgo mucho más granular, donde la IA actúa como un consultor de alto nivel que identifica puntos ciegos en la narrativa corporativa. Al integrar estos modelos, la dirección de la empresa deja de mirar solo el retrovisor de los datos históricos para situarse en una gestión prospectiva. En este escenario, la verdadera métrica del éxito es qué tan rápido se puede pivotar ante los cambios del mercado. Consolidar esto no es fácil; requiere una arquitectura de gobernanza híbrida que proteja la información frente a las amenazas de desinformación que hoy crecen sin control.

De hecho, la unión entre la IA y el Blockchain —según el marco de Yadav y Shinde (2025)— es hoy la frontera más avanzada para gestionar la seguridad. Este enfoque logra que cada decisión de un sistema inteligente sea rastreable y verificable, bajando el riesgo de ataques por Deepfakes o manipulación financiera que podrían hundir la estabilidad de cualquier firma.

Al adoptar estos modelos de Gobernanza de IA de "ciclo completo", las empresas garantizan que optimizar procesos no sea algo opaco o sospechoso, sino una práctica ética que equilibra el músculo computacional con la vigilancia humana. Este paradigma marca el nuevo estándar en la Industria 5.0: la IA ya no es solo una herramienta para ser más rápidos, sino el núcleo de una ventaja competitiva que es, además, sostenible y está protegida. Meter estos modelos en el tejido de la organización exige pasar a una Gobernanza Corporativa Digital que sepa armonizar la eficiencia de los algoritmos con la responsabilidad social.

Como bien plantean Chen y Wang (2025) y Karamatzanis et al. (2025), el uso de Big Data e IA tiene que ir alineado con marcos transparentes que permitan rastrear los informes de sostenibilidad (ESG).

Si aterrizamos esto en Colombia, la necesidad es clara bajo los lineamientos del CONPES 4144 (2025), que establece que los modelos de gestión en el país deben poner por delante la soberanía de los datos y un diseño ético desde el primer día.

Esta visión integral sugiere que el éxito de la IA en la dirección empresarial se mide por la capacidad de los modelos para generar un impacto positivo organizacional. García y Reyes (2025) propone la estructura basada en la toma de decisiones en datos y la seguridad en privacidad, complementando los modelos de gestión mencionados.

Las organizaciones aseguran una ventaja competitiva de largo plazo, convirtiendo a la tecnología en un activo estratégico que respalda la integridad de la alta dirección frente a los desafíos globales de la industria 5.0.

Al revisar cómo se integran la IA generativa y los gemelos digitales en la planificación estratégica (López-Solís et al., 2025; Ochoa y Gómez, 2025), notamos que existe un avance importante en la forma de usar los datos, pero también la necesidad de mantenernos críticos frente a la opacidad de estos modelos. Basar las decisiones empresariales en escenarios generados de forma sintética abre la puerta a riesgos de seguridad y manipulación de la información.

Frente a problemas como la desinformación, no basta con confiar en la velocidad de los algoritmos; es clave respaldar estos sistemas con herramientas de seguridad descentralizada como el Blockchain (Yadav y Shinde, 2025). Esto nos enseña que el manejo de datos debe ser un pilar estructural y no un simple ajuste técnico.

Por otro lado, al apuntar hacia una gobernanza de ciclo completo y cumplir con políticas como el CONPES 4144 (2025), queda claro que el verdadero reto es ético y de liderazgo, más que operativo. Lograr que la eficiencia de los algoritmos trabaje en sintonía con los reportes de

sostenibilidad (ESG) y las normas locales (Chen y Wang, 2025; Karamatzanis et al., 2025) demuestra que el valor de estas herramientas depende de la supervisión humana.

En este contexto de la Industria 5.0, la alta gerencia tiene la tarea de evaluar el impacto de la tecnología, alejándose de los procesos ocultos y garantizando que la toma de decisiones sea transparente y responsable. En la tabla 16, se muestran algunos modelos de gestión de IA.

**Tabla 16.**

*Modelos de gestión de la IA como eje de la decisión estratégica.*

<b>Autores (año)</b>	<b>Título del artículo</b>	<b>Aporte</b>
López-Solís et al. (2025)	<i>The impact of generative AI on strategic decision-making in entrepreneurship: A systematic review</i>	Propone el uso de la IA generativa como motor de simulación para evaluar la viabilidad de modelos de negocio mediante "gemelos digitales".
Ochoa y Gomez (2025)	<i>Generative AI and Strategic Decision-Making: A Systematic Literature Review</i>	Destaca la capacidad de la IA como consultor de alto nivel que identifica puntos ciegos en la narrativa corporativa y permite la gestión prospectiva.
Yadav y Shinde (2025)	<i>Synergy of Blockchain, AI, and Deepfake technologies for financial data integrity</i>	Presenta un marco de seguridad donde la convergencia con Blockchain permite que cada decisión de la IA sea trazable, inmutable y verificable.
Chen y Wang (2025)	<i>Technological tools for corporate governance and high-level decision monitoring</i>	Aboga por una Gobernanza Corporativa Digital que alinee la eficiencia algorítmica con las exigencias de sostenibilidad (ESG).
Karamatzanis et al. (2025)	<i>Big Data analytics and corporate governance: Enhancing transparency in sustainability reporting</i>	Propone el uso de modelos de IA vinculados a marcos de monitoreo transparentes para asegurar la trazabilidad de informes de sostenibilidad.

*Nota.* de gestión de la IA. (2026)

### **6.11 Avances y tendencias de la IA**

El crecimiento de la IA es continuo, debido a que desarrolla nuevos modelos de aprendizaje automático con sistemas de IA generativa. Según Dwivedi et al., (2019), la IA evoluciona de al tiempo que el big data, desarrollando entornos complejos que correlacionan datos por medio de algoritmos, permitiendo el procesamiento de información al establecer el conocimiento útil para la toma de decisiones.

Por lo tanto, la IA se estabiliza como una tecnología predominante en la información digital moderna, desarrollando un impacto significativo en los sectores empresariales por medio de la innovación tecnológica para la toma de decisiones y la gestión de políticas organizacionales.

Durante los últimos años, la IA refleja la integración de tecnologías como el big data, el machine learning, los métodos estadísticos, algoritmos y los sistemas de apoyo. Debido a esto, los avances realizan tendencias organizacionales y fortalecen los procesos estratégicos de las empresas (Dwivedi et al, 2021)

Altarawneh y Tarawneh, (2023) señalan que la IA se utiliza en modelos de negocio, ya que se integra con los sistemas de gestión de información, permitiendo identificar oportunidades, evaluando estrategias y mitigando riesgos.

En los contextos organizacionales, la IA es una herramienta importante para la transformación digital. Lv et al. (2025) menciona que los algoritmos analizan tendencias de mercado y facilitan los procesos de análisis predictivos de ventas en línea por medio de un modelo llamado DKCLA, que correlaciona técnicas de IA y aprendizaje automático con el objetivo de

anticipar el comportamiento empresarial del consumidor, facilitando obtener estrategias de marketing y una planificación financiera eficiente.

El desarrollo tecnológico facilita el uso de la IA organizacional basada en datos, integrando el análisis avanzado con los sistemas de información empresarial, promoviendo la calidad en las decisiones estratégicas (Ojeda et al., 2024).

En la actualidad, su desarrollo es importante en la cadena de suministros, la planificación energética y la predicción de la demanda, ya que, en estas, los algoritmos estudian los patrones complejos que son difíciles de identificar mediante métodos tradicionales (Jauhar et al., 2024)

Por otro lado, Yadav y Shinde (2025) señalan que se continúa el crecimiento de nuevos campos de aplicación para integrarse en los procesos organizacionales. Sus principales tendencias mencionan que la IA se involucra en áreas industriales con tecnologías emergentes como blockchain.

En consecuencia, en la tabla 17, se muestra como la IA seguirá desempeñando un papel importante en la transformación digital para la evolución de sistemas en las empresas. Esto se complementa al integrar el conocimiento humano con estrategias innovadoras para mejorar la toma de decisiones, fomentando la innovación y el valor en la economía digital.

**Tabla 17.***Avances y tendencias de la IA*

<b>Autor</b>	<b>Título de artículo</b>	<b>Avances y tendencias de la IA</b>
Dwivedi et al. (2021)	<i>Artificial Intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy</i>	La IA como tecnología predominante en la era digital Integración de tecnologías Big Data, Machine Learning y algoritmos Evolución continua de modelos de aprendizaje automático IA para gestionar entornos complejos de datos
Altarawneh et al. (2023)	<i>Business Intelligence and Information System Management: A Conceptual View</i>	Integración de la IA en sistemas empresariales como modelos de negocio y gestión del riesgo
Gao et al. (2024)	<i>Machine learning in business and finance: literature review and research opportunities.</i>	Analítica predictiva y análisis de mercado para anticipar comportamientos del consumidor
Ojeda et al. (2024)	Implementing AI in big data: Shaping data analytics for business decision-making.	Implementar IA para la digitalización organizacional
Jauhar et al. (2024)	Artificial intelligence and machine learning-based decision support system for forecasting electric vehicles' power requirement	Uso de la IA en diferentes áreas de la empresa para atender y predecir demandas mediante análisis de patrones complejos.
Yadav et al. (2025)	Unlocking potential: The synergy of blockchain, AI, and Deepfake technology in transforming business decision-making and enhancing network security	IA para optimizar las inversiones y decisiones financieras. Integración del humano con la IA para potenciar e innovar

*Nota.* Avances y tendencias de la IA.

## 7. Conclusiones

El análisis de este corpus de 80 publicaciones clave —que suman 7,168 citaciones con un impacto medio de 89.70 menciones por artículo— obliga a repensar el rol de la IA. Ya no hablamos de un simple recurso operativo; la IA ha pasado a ser, en la práctica, un consultor estratégico determinante. Lo que los hallazgos subrayan es que la ventaja competitiva hoy no se basa en cuántos datos se acumulan, sino en la rapidez con la que ese flujo se traduce en decisiones tácticas en tiempo real. Esta revisión bibliométrica deja claro que la IA actúa como el pivote para gestionar la incertidumbre antes de comprometer capital, marcando un estándar de gestión orientado totalmente hacia la prospectiva.

Se concluye que existe una transición crítica hacia la IA Explicable (XAI) como respuesta a la obsolescencia de los sistemas de "caja negra". La investigación evidencia que la transparencia no es un atributo técnico, sino una exigencia de la responsabilidad fiduciaria de la alta gerencia. Con un índice h de 25 y un índice g de 75 en la producción científica analizada, se ratifica que la madurez de este campo exige algoritmos con lógica rastreable que permitan el juicio humano. La soberanía de los datos y la ética algorítmica surgen como los pilares necesarios para garantizar la confianza organizacional, validando lo planteado por López-Solís et al. (2025).

Bajo este enfoque la optimización de mayor impacto no nace de la automatización aislada, sino de la inteligencia integrada. En este esquema, delegar el procesamiento masivo a la máquina es lo que realmente permite al directivo recuperar su espacio para la intuición y el pensamiento estratégico. Sin embargo, no todo es ganancia; este avance arrastra riesgos de manipulación informativa que obligan a levantar defensas descentralizadas. Esta no es una suposición teórica: la

relevancia del hallazgo se apoya en un grupo de 7 artículos de élite, cada uno con más de 200 citas, enfocados exclusivamente en la ciber-resiliencia. Al final, la conclusión es clara: blindar la toma de decisiones en plena Industria 5.0 exige protocolos de seguridad distribuida — como Blockchain— para proteger la integridad de cada proceso frente a las nuevas amenazas.

Finalizando después de examinar la literatura científica, surge una conclusión ineludible: el obstáculo real para la transformación digital, con un énfasis crítico en las PYMES, no es la falta de acceso al software. El verdadero freno es la carencia de marcos de gobernanza que sean lo suficientemente ágiles. Los resultados obligan a entender que el éxito al integrar tecnología no es un asunto meramente técnico, sino que depende de una cultura digital firme, capaz de auditar la IA para que esta se alinee con los valores de la organización y los objetivos de sostenibilidad (ESG). Lo que este trabajo entrega es, en última instancia, una síntesis que logra cerrar la brecha entre la teoría y la ejecución administrativa, trazando un camino concreto para una dirección estratégica que no descuide la responsabilidad.

## **8. Limitaciones**

Aunque el estudio metodológico fue preciso y organizado, es importante destacar algunas limitaciones que influyen en el alcance del análisis. En primer lugar, el estudio corresponde a una única base de datos, específicamente Scopus, aunque es una plataforma completa con excelente cobertura es posible que no se presenten publicaciones de alto impacto por lo que pudo restringir la identificación de estudios relevantes en otras fuentes académicas.

En segundo lugar, temporalmente se delimito entre los años 2005 y 2025, alcanzando un análisis de evolución, pero no de partida desde el momento en que se descubre y se inicia este proceso tecnológico.

En tercer lugar, se trabajaron documentos disponibles en idiomas inglés o español, las publicaciones de otros idiomas no se tuvieron en cuenta, es muy posible que en china los avances eran amplios y la investigación estaba más completa.

Estos criterios de inclusión y exclusión garantizan la pertenencia y calidad de los documentos, pero es posible que se limitara la incorporación de otras investigaciones.

## **9. Recomendaciones**

De cara a investigaciones futuras, resulta fundamental que el análisis trascienda lo bibliográfico y se adentre en reportes de arquitectura de datos y white papers de la industria. Solo mediante este cruce documental se podrá confrontar la teoría con el despliegue real en sectores de alta complejidad tecnológica, obteniendo una imagen mucho más fiel de la infraestructura que hoy se demanda.

Además, y como consecuencia de la brecha económica que identificamos en este estudio, surge la necesidad de priorizar modelos de IA de bajo costo o soluciones open source. El objetivo de fondo es que las pequeñas y medianas empresas logren integrar capacidades analíticas avanzadas sin que su solvencia financiera se vea amenazada en el proceso.

Para el entorno empresarial, el reto ya no es automatizar tareas, sino dar el salto hacia gemelos digitales y modelos prospectivos. Lo que la gerencia debe poner sobre la mesa es la prioridad del procesamiento en tiempo real; solo simulando escenarios críticos se puede validar si un modelo de negocio es viable antes de que ocurra la asignación definitiva de capital. Por otro lado, la adopción de arquitecturas de "caja blanca" o inteligencia explicable no debe ser opcional para las organizaciones.

Es imperativo que los líderes de área instalen protocolos donde el algoritmo entregue una lógica rastreable. Solo así, el directivo podrá ejercer su responsabilidad fiduciaria con criterio, validando las sugerencias tecnológicas cuando lleguen las situaciones de crisis.

Los modelos que mejor funcionan son los que apuestan por una inteligencia integrada, donde la máquina procesa todo para liberar la mente del directivo de esa carga cognitiva pesada. Esto permite que el toque humano se concentre en lo que mejor sabe hacer: decidir con intuición, ética y creatividad. Sin embargo, abrirle la puerta a esta tecnología también trae riesgos sofisticados, como que alguien manipule los datos financieros. La integridad de la alta dirección tiene que blindarse con infraestructuras de confianza descentralizada que aseguren que la información estratégica no se pueda tocar y sea siempre verificable. A pesar de todo este avance, todavía hay una brecha importante marcada por la falta de infraestructura y los límites económicos.

**Referencias bibliográficas**

- Abbas, A., Alkanhal, M., & Alghamdi, S. (2024). Judgmental adjustment of demand forecasting models using social media data and sentiment analysis within industry 5.0 ecosystems. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 41, 101302. <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2024.101302>
- Agbon, G. (2024). Who speaks through the machine? Generative AI as discourse and implications for management. *Critical Perspectives on Accounting*, 88, 102761.
- Alawamleh, M., Shammass, N., Alawamleh, K., & Bani Ismail, L. (2024). Examining the limitations of AI in business and the need for human insights using Interpretive Structural Modelling *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 10(1), 338. <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2024.100338>
- Ali, W., & Khan, A. Z. (2025). Factors that influence AI readiness: a systematic literature review. *Revista de Ciencia y Gestión de Datos*, 7(1), e100123. <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2024.09.005>
- Alnor, N. H. A. (2024). *Applications of Modern Technology in Developing Management Accounting Systems and How They Affect the Organizational Performance*. WSEAS Transactions on Business and Economics. <https://doi.org/10.37394/23207.2024.21.212>
- Altarawneh, H., & Tarawneh, M. M. (2023). Business Intelligence and Information System Management: A Conceptual View, <https://doi.org/10.33168/JSMS.2023.0203>
- Amoako, G., Omari, P., Kumi, D. K., Agbemabiase, G. C., & Asamoah, G. (2021). Conceptual Framework—Artificial Intelligence and Better Entrepreneurial Decision-Making: The

- Influence of Customer Preference, Industry Benchmark, and Employee Involvement in an Emerging Market. *Journal of Risk and Financial Management*.  
<https://doi.org/10.3390/jrfm14120604>
- Baúl, A., Birkel, H., & Hartmann, E. (2020). On the current state of combining human and artificial intelligence for strategic decision-making in organizations. *Investigación Empresarial*, 10(3), 1–21. <https://doi.org/10.1007/s40685-020-00133-x>
- Bevilacqua, S., Masárová, J., Perotti, F. A., & Ferraris, A. (2025). Improving the leadership of senior managers with AI: Perspectives from a systematic literature review. *Management Review Quarterly*. <https://doi.org/10.1007/s11846-025-00836-7>
- Bickley, S. J., Macintyre, A., & Torgler, B. (2025). Artificial intelligence and big data in sustainable entrepreneurship. *Journal of Small Business Economics*.  
<https://doi.org/10.1111/joes.12611>
- Blanco, G. R. T., Samuel, A., Jones, P., Madhavan, N., Afolayan, A., & (2024). Mapping the ethical-theoretical foundations of artificial intelligence research. *Thunderbird International Business Review*, 66(4), 451–470. <https://doi.org/10.1002/tie.22368>
- Boncella, R. (2024). AI and management: Addressing the alignment problem for ethical and effective decision-making. *Problems of Information Systems*, 25(4), 116–132.  
[https://doi.org/10.48009/4\\_iis\\_2024\\_116](https://doi.org/10.48009/4_iis_2024_116)
- Brasse, J., Broder, H. R., Förster, M., Klier, M., & Sigler, I. (2023). Explainable artificial intelligence in information systems: A review of the status quo and future research directions. *Electronic Markets*, 33(4), 1–22. <https://doi.org/10.1007/s12525-023-00644-5>

- Cao, G., Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2021). Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards the use of AI for organizational decision-making. *Technovation*. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2021.102312>
- Carter, W., & Wynne, K. T. (2024). Integrating AI into team decision-making: Towards a theory of the effectiveness of human and AI teams. *European Management Review*, 21(1), 1–15. <https://doi.org/10.1111/emre.12685>
- Charkaoui, A., & Jabraoui, S. (2024). 20 years of scientific study on business intelligence and decision-making performance: A bibliometric analysis. *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, 10(3), 408–421. <https://doi.org/10.20473/jisebi.10.3.408-421>
- Chen, H., & Liu, Y. (2024). The application of organizational information processing theory in supply chain management strategy research: A bibliometric review. *Journal of Supply Chain Management*.
- Chen, L., & Wang, Z. (2025). Corporate governance reporting, disclosures, monitoring, and decision-making: The role of big data analytics and technological tools. *Corporate Governance: An International Review*. <https://doi.org/10.1111/corg.12646>
- Chen, Y., Wang, L., & Zhang, H. (2025). Enhancing top managers' leadership with artificial intelligence: Insights from a systematic literature review. *Review of Managerial Science*. <https://doi.org/10.1007/s11846-025-00836->
- Congreso de la República de Colombia. (2025). Proyecto de Ley No. 43 Senado de 2025: Regulación de la IA en Colombia.

- de Oliveira, E. R., & Rodríguez, P. (2021). A review of the literature on human behavior and AI: Contributions to knowledge management. *Electronic Journal of Knowledge Management*, *19*(2), 2459–2476. <https://doi.org/10.34190/ejkm.19.2.2459>
- del Val Núñez, M. T., de Lucas Ancillo, A., Gavrilá Gavrilá, S., & Gómez Gandía, J. A. (2024). Technological transformation in HR management through knowledge and training: Innovative business decision making. *Technological Forecasting and Social Change*, *185*, 123168. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.123168>
- Departamento Nacional de Planeación. (2025). Política Nacional de IA (CONPES 4144). Gobierno de Colombia.
- Duan, Y., Edwards, J. S., & Dwivedi, Y. K. (2019). AI for decision-making in the era of Big Data: evolution, challenges and research agenda. *International Journal of Information Management*, *48*, 63–71. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.01.021>
- Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., ... & otros. (2021). IA(IA): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice, and policy. *International Journal of Information Management*, *57*, 102203. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
- Federación Nacional de Comerciantes Empresarios. (2025). El Congreso busca regular la IA en Colombia.
- Fernández, M., et al. (2024). Desarrollo de un modelo conceptual que relaciona la transformación digital con el uso responsable de los datos masivos [Trabajo de grado de pregrado, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio Institucional UNAL.

- Gama, F., & Magistretti, S. (2025). AI in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. *Journal of Product Innovation Management*. <https://doi.org/10.1111/jpim.12698>
- Gao, H., Kou, G., Liang, H., Zhang, H., Chao, X., Li, C.-C., & Dong, Y. (2024). Machine learning in business and finance: literature review and research opportunities. *Financial Innovation*, 10, 86. <https://doi.org/10.1186/s40854-024-00629-z>
- Garcia, M., & Reyes, P. (2025). Bending reality to your will: Entrepreneurship through the lens of magical realism. *Journal of Entrepreneurship*. <https://doi.org/10.1080/08985626.2025.2455613>
- Giner-Crespo, V., Azuara Grande, A., & Saldaña-Larrondo, D. E. (2024). The use of total knowledge by entrepreneurs in business decision-making. *European Journal of Public and Social Innovation*, 2(1), 1008. <https://doi.org/10.31637/epsir-2024-1008>
- Graham, B., & Bonner, K. (2024). The role of institutions in early-stage entrepreneurship: An explainable artificial intelligence approach. *Journal of Business Research*, 183, 114567. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114567>
- Granados, J. (2022). Análisis de la inteligencia artificial en las relaciones laborales. *Revista CES Derecho*, 13(1), 72-91. Universidad Industrial de Santander.
- Guevara Patiño, R. (2016). El estado del arte en la investigación: ¿Análisis de los conocimientos acumulados o indagación por nuevos sentidos? *Folios*, (44), 165-179. <https://doi.org/10.17227/01234870.44folios165.179>
- Guo, J., Chen, L., & Wang, Z. (2025). Optimization of a closed-loop supply chain system considering government incentive mechanisms under deep learning algorithms. *Computers & Industrial Engineering*, 186, 111146. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2025.111146>

- Gupta, R., & Singh, P. (2024). Factors influencing readiness for artificial intelligence: A systematic literature review. *Journal of Business Research*.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.03.001>
- Gupta, R., Nair, K., Mishra, M., Ibrahim, M., & Bhardwaj, S. (2024). Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical foundations and research agenda. *International Journal of Information Management*, 74, 100232.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijime.2024.100232>
- Hartono, B., & Santoso, D. (2024). The influence of manager's digital literacy on SMEs' digital transformation in Indonesia: A micro-foundational context. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71(4), 1405–1417.  
<https://doi.org/10.1109/TEM.2024.10843311>
- Hu, K.-H., Chen, F. H., Hsu, M. F., & Tzeng, G.-H. (2021). Identification of key factors for the adoption of AI-based auditing techniques through the combined use of fuzzy and approximate set theory and the MRDM technique. *Technological and Economic Development of the Economy*. <https://doi.org/10.3846/tede.2020.13181>
- International Organization for Standardization. (2011). *ISO 25964-1:2011 Information and documentation — Thesauri and interoperability with other vocabularies — Part 1: Thesauri for information retrieval*.
- Jain, A., & Kumar, S. (2024). The usage of total knowledge by entrepreneurs in business decision-making. *Entrepreneurship and Sustainability Issues*, 12(1), 850–865.
- Jauhar, S. K., Sethi, S., Kamble, S. S., Mateo, S., & Belhadi, A. (2024). AI-based decision support system for forecasting the energy requirements of electric vehicles. *Technological*

- Forecasting and Social Change*, 184, 123396.  
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123396>
- Johnson, M., & Smith, A. (2025). Personalized pricing decisions through adversarial risk analysis. *International Transactions in Operational Research*. <https://doi.org/10.1111/itor.13545>
- Karamatzanis, G., Tilba, A., & Nikolopoulos, K. (2025). Reporting, disclosure, monitoring and decision-making on corporate governance: The role of Big Data analytics and technological tools. *Corporate Governance: An International Review*.  
<https://doi.org/10.1111/corg.12646>
- Kim, S., Park, Y., & Lee, D. (2024). Artificial intelligence and machine learning-based decision support system for forecasting electric vehicles' power requirement. *Technological Forecasting and Social Change*, 187, 122420.  
<https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.122420>
- Koliouisis, I., Al-Surmi, A., & Bashiri, M. (2024). Artificial intelligence and policy making; can small municipalities enable digital transformation? *International Journal of Production Economics*, 274, 109324. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2024.109324>
- Kopalle, P. K., Gangwar, M., Kaplan, A., Ramachandran, D., Reinartz, W., & otros. (2022). Analysis of AI technologies in marketing from a global perspective: Current trends and future research opportunities. *International Journal of Research in Marketing*.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.11.002>
- Kyriakidis, A., & Tsafarakis, S., 2025 Extracting knowledge from customer reviews: An integrated framework for digital platform analytics. *International Transactions in Operational Research*. <https://doi.org/10.1111/itor.13537>

- Lee, D., & Park, J. (2024). The implications of account suspensions on online discussion platforms. *Journal of Information Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.jit.2024.101352>
- Lee, J., Kim, S., & Park, J. (2024). Overcoming barriers and seizing opportunities in the innovative adoption of next-generation digital technologies. *Technological Forecasting and Social Change*, 186, 122286. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.122286>
- Leoni, L., Gueli, G., Ardolino, M., Panizzon, M., & Gupta, S. (2024). AI-powered knowledge management processes for decision-making: Empirical evidence from organizations worldwide. *Journal of Knowledge Management*, 28(7), 163–185. <https://doi.org/10.1108/JKM-03-2024-0262>
- Lichtenthaler, U. (2020). Five levels of maturity in AI management: from isolated ignorance to integrated intelligence. *Revista de Gestión de la Innovación*, 8(1), 45–67. [https://doi.org/10.24840/2183-0606\\_008.001\\_0005](https://doi.org/10.24840/2183-0606_008.001_0005)
- López-López, D., & Iniesta, M. B. (2025). The impact of conversational AI on consumer decision-making: A systematic review and focus group analysis. *International Journal of Business and Engineering Management*. <https://doi.org/10.1177/18479790251351889>
- López-Solís, O., Luzuriaga-Jaramillo, A., Bedoya-Jara, M., Naranjo-Santamaría, J., Bonilla-Jurado, D., & Acosta-Vargas, P. (2025). Effect of generative AI on strategic decision-making in business initiatives: A systematic literature review. *Revista de Ciencias Administrativas de Acceso Abierto*, 15(2), Article 66. <https://doi.org/10.3390/admsci15020066>
- Lv, Z., Kang, H., Gao, Z., Zhuang, X., & Tang, J. (2025). Cluster-based prediction for product sales of E-commerce after COVID-19 pandemic. *International Journal of Machine Learning Cybernetics*. <https://doi.org/10.1007/s13042-024-02503-x>

- Manterola, C., Astudillo, P., Arias, E., & Claros, N. (2013). Revisiones sistemáticas de la literatura. Qué se debe saber acerca de ellas. *Cirugía Española*, 91(3), 149-155. <https://doi.org/10.1016/j.ciresp.2011.07.009>
- Manterola, C., Astudillo, P., Arias, E., & Claros, N. (2013). Revisiones sistemáticas de la literatura: Qué son y cómo realizarlas. *Revista Chilena de Cirugía*, 65(2), 170-175.
- Martinez, R., & Lopez, A. (2024). Overcoming the challenges of cooperative startups businesses: Insights from a bibliometric network analysis. *Review of Managerial Science*, 18
- Martinez, S., & Torres, A. (2025). The impact of conversational AI on consumer decision-making: A systematic review and cluster analysis. *Journal of Marketing Analytics*. <https://doi.org/10.1177/18479790251351889>
- Mehanović, D., & Durmić, N. (2022). Case study: Application of business intelligence in digital advertising. *International Journal of E-Business Research*. <https://doi.org/10.4018/IJEER.293294>
- Meier, L., & Stadelmann, S. (2024). Why do Swiss HR departments dislike algorithms in their recruitment process? An empirical analysis. *Business & Information Systems Engineering*, 66(1), 45–60. <https://doi.org/10.1007/s12599-023-00809-1>
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2024). Avances legislativos y gobernanza de la IA en Colombia. <https://www.mintic.gov.co/portal/715/w3-article-425704.html>
- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., & Altman, D. G. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097.

- Moher, D., Liberati, A., Tetzlaff, J., Altman, D. G., & The PRISMA Group. (2009). Preferred reporting items for systematic reviews and meta-analyses: The PRISMA statement. *PLoS Medicine*, 6(7), e1000097
- Müller, F., & Becker, T. (2025). How gender and prosociality affect machine interaction in tax compliance: A game-theoretic experiment. *Journal of Behavioral Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.jbef.2025.01.005>
- Nguyen, P., & Tran, H. (2024). Developing industrial AI capabilities: An organisational learning perspective. *Technovation*. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.102441>
- Nguyen, T., & Zhao, W. (2025). Addressing bias in generative AI: Challenges and research opportunities in information management. *Information & Management*. <https://doi.org/10.1016/j.im.2025.103456>
- Nowak, M., & Kowalski, P. (2024). Maximizing decision-making in startups: Evaluating the effect of perceived accuracy in activity-based costing. *Polish Journal of Management Studies*, 19(1), 180–196. <https://doi.org/10.17512/pjms.2024.19.1.15>
- Ochoa, M., & Gomez, R. (2025). Effect of generative artificial intelligence on strategic decision-making in entrepreneurial business initiatives: A systematic literature review. *Business*, 15(2), 66. <https://doi.org/10.3390/business15020066>
- Ojeda, Valera, J., Medina, E., Samadian, H., & Padilla, R. (2024). Implementing AI in big data: Shaping data analytics for business decision-making. *Problems of Information Systems*, 25(4), 113–132. [https://doi.org/10.48009/4\\_iis\\_2024\\_113](https://doi.org/10.48009/4_iis_2024_113)
- Patel, S., & Lin, K. (2025). Toward a multilayered framework of privacy-related decision-making in B2B. *Journal of Business Research*. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2025.04.009>

- Patino, C. M., & Ferreira, J. C. (2018). *Inclusion and exclusion criteria in research studies: Definitions and why they matter. Jornal Brasileiro de Pneumologia, 44(2)*, 84–84.
- Perez, F., Conway, N., Peterson, J., & Roques, O. (2024). Me, my work, and AI: How radiologists craft their work and identity. *Journal of Vocational Behavior, 104042*.  
<https://doi.org/10.1016/j.jvb.2024.104042>
- Ritala, P., Aaltonen, P., Ruokonen, M., & Nemeh, A. (2024). Developing industrial AI capabilities: an organizational learning perspective. *Technovation, 125*, 103120.  
<https://doi.org/10.1016/j.technovation.2024.103120>
- Robinson, T., & White, E. (2025). Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications. *Journal of Product Innovation Management. https://doi.org/10.1111/jpim.12698*
- Sadeghi, R. K., Ojha, D., Kaur, P., Mahto, R. V., & Dhir, A. (2024). Explainable artificial intelligence and agile decision-making in supply chain cyber-resilience. *Decision Support Systems, 178*, 114194. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114194>
- Sariyer, G., Mangla, S. K., Chowdhury, S., Erkan Sozen, M., & Kazancoglu, Y. (2024). Predictive and prescriptive analytics for ESG performance evaluation: A case of Fortune 500 companies. *Journal of Business Research, 181*, 114742.  
<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114742>
- Solano López, E., Castellanos Quintero, S. J., López Rodríguez del Rey, M. M., & Hernández Fernández, J. I. (2009). La bibliometría: una herramienta eficaz para evaluar la actividad científica postgraduada. *MediSur, 7(4)*.

- Solberg, E., Kaarstad, M., Eitrheim, M. H. R., Bisio, R., Reegård, K., & otros. (2022). A conceptual model of trust, perceived risk, and dependence on AI-based decision aids. *Group & Organization Management*. <https://doi.org/10.1177/10596011221081238>
- Stuhldreier, S. M. (2024). Unlocking (re)purchase potential through corporate responsiveness on social networks: The role of perceived customer orientation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 81, 104041. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104041>
- Taborda Bedoya, E. (2024). Beneficios de la inteligencia artificial en el sector empresarial [Trabajo de grado de pregrado, Universidad Nacional Abierta y a Distancia - UNAD]. Repositorio Institucional UNAD.
- Taha, M., & Al-Mahadeen, M. (2023). Evaluating the resource management and profitability efficiencies of US commercial banks from a dynamic network perspective. *Financial Innovation*, 9(12), 256. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00531-0>
- Thompson, L., & Adams, R. (2025). Exploring new realms or losing touch? Assessing public beliefs about tourism in the metaverse – A big-data approach. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*. <https://doi.org/10.1108/IJCHM-03-2025-0123>
- Trocin, C., Hovland, I. V., Mikalef, P., & Dremel, C. (2021). How AI facilitates digital innovation: A case study analysis of Scandinavian companies. *Technological Forecasting and Social Change*. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121081>
- Tucker, C. (2025). *How does competition policy need to change in a world of artificial intelligence?* *Oxford Review of Economic Policy*, 41 (1). <https://doi.org/10.1093/oxrep/graec043>

- Universidad Externado de Colombia. (2025). IA y toma de decisiones empresariales: desafíos de la responsabilidad legal [Proyecto de investigación, Facultad de Derecho]. *Revista e-Mercatoria*, 24(1).
- Wang, Y., Abdullah, M. A. bin, & Tan Hwang, J. Y. (2024). Time series analysis and optimization of the prediction model of agricultural insurance loss ratio. *Research on World Agricultural Economy*, 5(4), 299–312. <https://doi.org/10.36956/rwae.v5i4.1219>
- Wei, X., Kumar, N., & Zhang, H. (2025). Addressing bias in generative AI: Challenges and research opportunities in information management. *Information & Management*.
- Widyawan, S., & Nugroho, L. (2024). The impact of strategic and innovativeness entrepreneurship and social capital on business overall performance through building a sustainable supply chain management at Jordan Private Universities. *Universal Journal of Supply Chain Management*, 12(1), 98–111. <https://doi.org/10.32770/USCM.2023.12.1.197>
- Yadav, R., & Shinde, A. N. (2025). Unlocking potential: The synergy of blockchain, AI, and deepfake technology to transform business decision-making and improve network security. *En Deepfake Technology Dilemmas: Mastering Managerial Navigation (Capítulo del Libro)*. Nova Science Publishers.
- Young, J., & Foster, K. (2024). Who speaks through the machine? Generative AI as discourse and implications for management. *Journal of Management Studies*.
- Zheng, F., Zhao, C., Usman, M., & Poulouva, P. (2024). From bias to brilliance: The impact of artificial intelligence uses on hiring bias in China. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71(5), 1893–1907. <https://doi.org/10.1109/TEM.2024.3442618>