

Convergencia entre Inteligencia Empresarial e Inteligencia Artificial: un modelo conceptual para la toma de decisiones

*Convergence between business intelligence and Artificial Intelligence:
A conceptual model for decision-making*

Norma Alexandra Valencia Castillo ^a

Sara Sofia Valencia Castillo ^b

George Soledispa ^c

^a Universidad Agraria del Ecuador, Guayaquil, Ecuador.
Correo: nvalencia@uagraria.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0009-0003-6675-1069>

^b Tecnológico Universitario Argos, Guayaquil, Ecuador.
Correo: s_valencia@tecnologicoargos.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0000-0003-4842-4948>

^c Universidad Ecotec, Guayaquil, Ecuador. Correo: gsoledispac@ecotec.edu.ec
Orcid: <https://orcid.org/0009-0003-5174-6152>

Cómo citar: Valencia Castillo, N. A., Valencia Castillo, S. S., Soledispa, G., (2026). Convergencia entre Inteligencia Empresarial e Inteligencia Artificial: un modelo conceptual para la toma de decisiones. *Revista Ñeque*. Vol.9(24).1-17.
<https://doi.org/10.33996/revistaneque.v9i24.227>

Resumen

La convergencia entre Business Intelligence (BI) e Inteligencia Artificial (IA) transforma la toma de decisiones organizacionales; sin embargo, la literatura permanece fragmentada en múltiples disciplinas sin una visión integradora. El objetivo de este artículo consistió en sistematizar la evidencia científica sobre dicha convergencia y proponer un modelo conceptual que explique su impacto en la calidad decisional. Los autores realizaron una revisión sistemática en Scopus mediante un protocolo de identificación, cribado y elegibilidad que partió de 262 registros y culminó en una muestra de 20 estudios publicados entre 2021 y 2026. Los resultados revelan una amplia heterogeneidad tecnológica, desde el aprendizaje automático clásico hasta la IA explicable y los grafos de conocimiento, con aplicación principal en manufactura, cadena de suministro y banca. Los beneficios incluyen mayor precisión predictiva y reducciones de tiempo operativo superiores al 40%; los desafíos principales son de naturaleza organizacional: costo de implementación, escasez de talento, gobernanza de datos y alineación humano-IA. Se concluye que el "BI aumentado" mejora la calidad decisional de forma condicionada por la gobernanza de datos, la gestión del conocimiento y la alineación humano-IA, y no de manera automática. El modelo conceptual integrador propuesto constituye el principal aporte de esta revisión.

Palabras clave: Analítica de negocios; Inteligencia artificial; Modelo conceptual integrador; Revisión sistemática; Toma de decisiones

Abstract

The convergence between Business Intelligence (BI) and Artificial Intelligence (AI) is transforming organizational decision-making; however, the literature remains fragmented across multiple disciplines without an integrative vision. The objective of this article was to systematize the scientific evidence regarding this convergence and to propose a conceptual model that explains its impact on decisional quality. The authors conducted a systematic review in Scopus using an identification, screening, and eligibility protocol that began with 262 records and culminated in a sample of 20 studies published between 2021 and 2026. The results reveal extensive technological heterogeneity—ranging from classical machine learning to explainable AI (XAI) and knowledge graphs—with primary applications in manufacturing, supply chain, and banking. Benefits include enhanced predictive accuracy and operational time reductions exceeding 40%; however, the main challenges are organizational in nature: implementation costs, talent shortages, data governance, and human-AI alignment. The study concludes that "Augmented BI" improves decisional quality not automatically, but rather through a process

moderated by data governance, knowledge management, and human-AI alignment. The proposed integrative conceptual model constitutes the primary contribution of this review.

Key words: Business Analytics; Artificial Intelligence; Integrative Conceptual Model; Systematic Review; Decision-Making

Introducción

En el entorno corporativo contemporáneo, la conversión de datos crudos en decisiones estratégicas oportunas determina la competitividad empresarial. Los directivos requieren herramientas precisas para anticipar escenarios y mitigar riesgos financieros inminentes. [Rojas-Ruíz et al. \(2025\)](#) demuestran que el enfoque racional orientado a los datos impulsó la evolución histórica de los sistemas de decisión modernos. Este imperativo estratégico obliga a las corporaciones a optimizar la asignación de recursos valiosos en mercados altamente volátiles, donde la capacidad analítica define la supervivencia institucional frente a competidores globales.

El concepto tradicional de Business Intelligence operó durante décadas bajo un enfoque descriptivo mediante tableros de control estáticos. Los analistas examinaban eventos ya consumados sin capacidad real para proyectar tendencias futuras. Sin embargo, [Das et al. \(2024\)](#) advierten que el crecimiento exponencial en el volumen y la variedad de los datos digitales superó rápidamente las capacidades analíticas de los sistemas convencionales. Las bases de datos relacionales resultan insuficientes para procesar flujos masivos de información no estructurada en tiempo real, lo cual impone latencias inaceptables para la gestión ágil.

La irrupción de la Inteligencia Artificial ofrece una solución contundente a estas limitaciones estructurales. [Yang et al. \(2024\)](#) destacan que las técnicas avanzadas de aprendizaje automático permiten a los sistemas informáticos aprender patrones ocultos a partir de datos masivos. Estas tecnologías automatizan tareas analíticas complejas y formulan recomendaciones prescriptivas con base en evidencia empírica. Así, los algoritmos dotan a las plataformas corporativas de capacidades cognitivas artificiales que trascienden el mero almacenamiento de información y facilitan un razonamiento computacional avanzado sobre la realidad empresarial compleja.

Esta convergencia tecnológica redefine la analítica corporativa mediante el paradigma del Business Intelligence aumentado. [Liu et al. \(2026\)](#) explican que los modelos de lenguaje de gran escala y la Inteligencia Artificial explicable generan salidas comprensibles para los tomadores de decisiones. Los sistemas resultantes no solo describen el pasado, sino que anticipan eventos futuros y sugieren acciones óptimas. Este salto cualitativo transforma los tableros estáticos en asistentes virtuales proactivos capaces de dialogar con los usuarios y explicar sus recomendaciones lógicas frente a problemas operativos emergentes.

Diversos marcos conceptuales recientes intentan formalizar esta sinergia tecnológica y sus impactos reales. [Al-Momani \(2024\)](#) propone un modelo integrado que combina recolección estadística, algoritmos de aprendizaje y visualización avanzada dentro de las arquitecturas corporativas. El autor demuestra empíricamente que esta integración mejora el desempeño organizacional general y optimiza la experiencia del cliente. Estos aportes teóricos evidencian que el impacto del Business Intelligence sobre el rendimiento

depende directamente del nivel de madurez algorítmica disponible en la infraestructura tecnológica de la empresa moderna. Los hallazgos confirman la utilidad de estos esquemas para la alta dirección corporativa.

Otros investigadores profundizan en los mecanismos causales que explican el éxito de estas integraciones. [Abu-ALSondos \(2026\)](#) demuestra que la capacidad de Inteligencia Artificial actúa como una variable moderadora crucial entre la calidad del dato y la calidad final de la decisión gerencial. El estudio confirma que el efecto del sistema sobre la decisión no resulta directo, sino que depende del nivel de madurez algorítmica. Esta perspectiva subraya la urgencia de desarrollar arquitecturas robustas que salvaguarden la integridad de los datos frente a sesgos computacionales inherentes. Dicho control previene errores graves durante la evaluación de alternativas estratégicas complejas.

No obstante, la literatura académica también advierte sobre tensiones significativas en esta integración tecnológica. [Putnoki et al. \(2026\)](#) señalan que los sistemas de recomendación frecuentemente generan salidas matemáticamente óptimas que ignoran las preferencias cognitivas de los decisores humanos. Esta desalineación crea fricciones operativas cuando los gerentes rechazan sugerencias algorítmicas por falta de confianza o comprensión. Tal hallazgo subraya la necesidad de incorporar la dimensión humana y garantizar la transparencia de los procesos lógicos internos del sistema frente a los usuarios finales corporativos. La aceptación del usuario determina el éxito real de cualquier innovación digital.

La aplicación de estas herramientas abarca dominios cada vez más complejos y estratégicos. [Kemrichard et al. \(2026\)](#) documentan cómo los grafos de conocimiento y la lógica difusa reducen drásticamente el tiempo de reconciliación de datos en cadenas de suministro globales. Los autores prueban que estas representaciones estructuradas del conocimiento aumentan la agilidad decisional ante disrupciones de proveedores. Estos avances confirman que las corporaciones líderes aprovechan la semántica computacional para extraer valor estratégico de grandes volúmenes de datos heterogéneos y altamente complejos. Dicha agilidad otorga ventajas competitivas inmediatas en mercados internacionales muy exigentes.

A pesar del creciente interés empresarial, la producción científica actual exhibe una notable fragmentación disciplinar. [Khaddam y Alzghoul \(2025\)](#) indican que los investigadores abordan la integración desde perspectivas aisladas en sistemas de información o ingeniería, sin ofrecer una visión holística del fenómeno. Muchos estudios evalúan algoritmos individuales, pero omiten analizar el impacto conjunto sobre la toma de decisiones organizacionales. Esta dispersión teórica dificulta la construcción de un consenso académico sobre los verdaderos beneficios, los riesgos inherentes y los factores críticos de éxito globales. Tal vacío conceptual exige nuevos esfuerzos de síntesis para guiar a los directivos.

Para subsanar este vacío conceptual, el presente artículo desarrolla una revisión sistemática de la literatura científica indexada en Scopus. La investigación orienta su análisis mediante cuatro preguntas fundamentales que estructuran el desarrollo del estudio. La primera interrogante busca identificar las principales tecnologías de Inteligencia Artificial que los autores integran actualmente en los sistemas de Business Intelligence. La segunda pregunta examina los sectores industriales donde esta convergencia tecnológica presenta mayor frecuencia de aplicación empírica. La tercera

indaga los beneficios reportados, mientras que la cuarta analiza los desafíos críticos. Estas cuestiones delimitan el alcance y la relevancia del trabajo propuesto.

El objetivo central de este trabajo consiste en sistematizar y analizar críticamente la evidencia científica disponible para ofrecer una perspectiva integral útil. Como aporte principal, la revisión culmina con la propuesta de un modelo conceptual integrador que sintetiza la convergencia y sus condicionantes organizacionales. El documento presenta primero el marco teórico unificado, luego describe la metodología rigurosa, posteriormente expone los resultados organizados según las preguntas de investigación y finalmente discute los hallazgos. Esta estructura lógica garantiza una comprensión profunda del fenómeno y establece una agenda clara. Dicho esquema facilita la lectura crítica por parte de la comunidad científica.

Este enfoque metodológico permite a los investigadores y profesionales comprender el estado actual del arte y las tendencias emergentes. La sección de discusión contrasta los hallazgos empíricos con la teoría previa y valida la necesidad de alinear los algoritmos con el juicio humano. Las conclusiones finales resumen el aporte del modelo de Business Intelligence aumentado y establecen directrices para futuras investigaciones empíricas. De esta manera, el manuscrito ofrece una hoja de ruta definitiva para académicos y directivos que buscan maximizar el valor de sus datos corporativos. El texto finaliza con recomendaciones prácticas para la implementación tecnológica exitosa.

Método

El presente estudio adoptó un diseño de revisión sistemática de la literatura científica. Los autores estructuraron el proceso en cuatro fases secuenciales: identificación, cribado, elegibilidad e inclusión. Este enfoque metodológico siguió las directrices PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), las cuales garantizan la transparencia y la replicabilidad del proceso de selección. Dicho diseño permitió a los investigadores sintetizar la evidencia disponible sobre la convergencia entre Business Intelligence e Inteligencia Artificial de manera rigurosa, exhaustiva y libre de sesgos arbitrarios durante la construcción del corpus analítico final del estudio.

El equipo investigador seleccionó la base de datos Scopus como fuente única de información bibliográfica. Esta decisión respondió a la amplitud de cobertura disciplinar de Scopus, pues dicha plataforma indexa publicaciones de alto impacto en administración, sistemas de información y ciencias de la computación. Además, Scopus ofrece herramientas avanzadas de búsqueda booleana que facilitan la recuperación precisa de documentos relevantes para el fenómeno estudiado. Los autores consideraron que esta base de datos proporcionaba el equilibrio óptimo entre cobertura temática y calidad editorial para cumplir con los objetivos planteados en esta revisión.

La estrategia de búsqueda empleó una cadena booleana aplicada sobre los campos de título, resumen y palabras clave. Los autores construyeron la siguiente expresión de búsqueda: TITLE-ABS-KEY(("business intelligence") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "natural language processing" OR "neural network*" OR "predictive analytics") AND ("decision making" OR "decision-making" OR "decision support")). Esta combinación lógica exigió la presencia simultánea del término Business Intelligence con al menos una tecnología de Inteligencia Artificial y con un

constructo relacionado con la toma de decisiones organizacionales en cada registro recuperado.

Los investigadores establecieron tres criterios de inclusión para garantizar la pertinencia temática del corpus final. Primero, el estudio debía constituir un artículo original o de revisión publicado en revista arbitrada. Segundo, el documento debía abordar de manera explícita y conjunta la integración de Business Intelligence e Inteligencia Artificial. Tercero, la investigación debía presentar un vínculo claro con la toma de decisiones organizacionales. Estos criterios aseguraron que la muestra final contuviera únicamente trabajos con relevancia directa para el objeto de estudio y con suficiente rigor metodológico para la síntesis propuesta.

De manera complementaria, el equipo definió tres criterios de exclusión para depurar los registros recuperados en la búsqueda. Primero, los autores descartaron documentos sin resumen disponible o de tipo editorial, prefacio o carta al editor. Segundo, los investigadores excluyeron estudios de dominio clínico o técnico sin conexión explícita con el contexto organizacional. Tercero, el equipo eliminó aquellos trabajos donde Business Intelligence e Inteligencia Artificial aparecían de forma meramente tangencial o incidental. Estos filtros permitieron concentrar el análisis en la literatura con contribución sustantiva al campo de estudio seleccionado.

La fase de identificación arrojó un total de 262 registros en la base de datos Scopus. Los autores documentaron esta cifra inicial como punto de partida del diagrama de flujo PRISMA. Posteriormente, el equipo aplicó el primer filtro de cribado mediante la lectura de títulos y resúmenes. En esta etapa, los investigadores excluyeron 10 registros por carecer de resumen o por encontrarse fuera del alcance temático definido. Así, la búsqueda inicial dejó 252 documentos disponibles para la siguiente fase de evaluación detallada y rigurosa por parte del equipo investigador.

En la fase de elegibilidad, los autores realizaron una lectura enfocada de los 252 registros restantes. El equipo evaluó la centralidad temática de Business Intelligence, Inteligencia Artificial y toma de decisiones en cada documento. Los investigadores excluyeron 232 registros adicionales por tres motivos principales: mención superficial de los conceptos clave, falsos positivos derivados de coincidencias de siglas y priorización de diversidad sectorial. Este proceso de selección garantizó una muestra final de 20 estudios con alta relevancia temática y representatividad metodológica, geográfica y sectorial para la síntesis.

Para la extracción de datos, los autores diseñaron una matriz de síntesis estructurada. Esta matriz registró para cada estudio incluido: referencia bibliográfica completa, país o región, sector industrial, tecnología de Inteligencia Artificial empleada, metodología de investigación y hallazgo principal. Dicha herramienta permitió a los investigadores comparar sistemáticamente los 20 estudios y detectar patrones transversales en tecnologías, sectores, beneficios y desafíos. La matriz constituyó el instrumento central de recolección y organización de toda la evidencia empírica revisada.

El análisis de los datos siguió un enfoque temático organizado en torno a las cuatro preguntas de investigación. Los autores agruparon los hallazgos de los 20 estudios según las categorías correspondientes a cada interrogante: tecnologías de IA (RQ1), sectores de aplicación (RQ2), beneficios reportados (RQ3) y desafíos identificados (RQ4). Este procedimiento analítico permitió a los investigadores identificar convergencias,

divergencias y vacíos en la literatura revisada. La estructura temática facilitó la construcción del modelo conceptual integrador que constituye el aporte principal de esta revisión sistemática (figura 1).

En materia de consideraciones éticas, los autores declaran que este estudio no requirió aprobación de comités de ética institucionales ni consentimiento informado de participantes. La investigación consistió en una revisión sistemática de literatura científica secundaria ya publicada y disponible en bases de datos de acceso abierto o institucional. Por consiguiente, el trabajo no involucró seres humanos, animales ni datos personales sensibles. Los investigadores respetaron en todo momento los derechos de propiedad intelectual de los autores originales y citaron cada fuente conforme a las normas APA séptima edición.

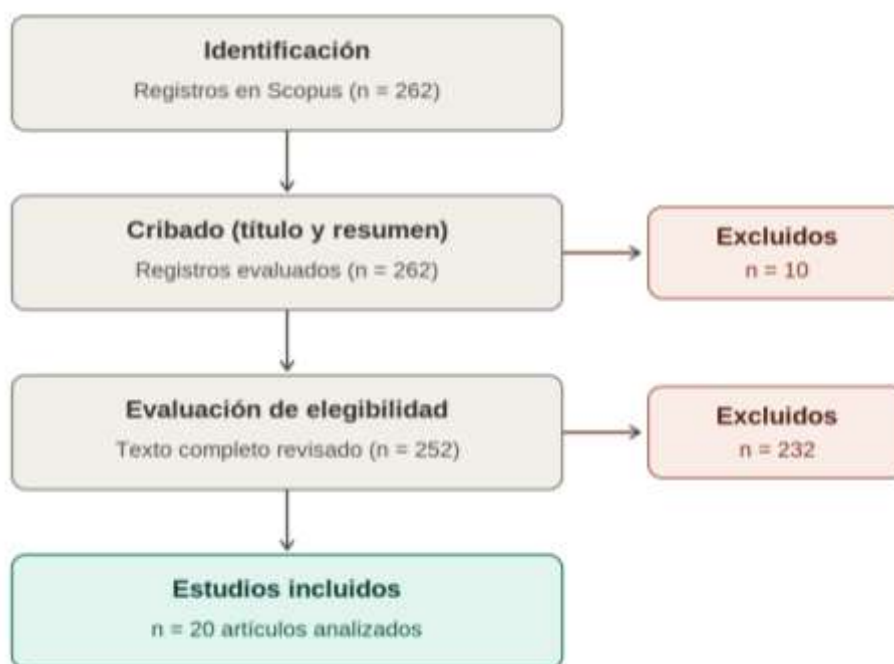


Figura 1. Diagrama de flujo del proceso de selección de estudios (PRISMA).

Respecto al uso de herramientas de inteligencia artificial generativa, los autores declaran que no emplearon modelos de lenguaje de gran escala ni sistemas de IA generativa para la redacción, el análisis o la interpretación de los datos de esta investigación. El equipo investigador realizó de manera autónoma todas las fases del proceso: búsqueda bibliográfica, cribado, extracción de datos, síntesis temática y redacción del manuscrito. Cualquier asistencia tecnológica se limitó a herramientas de corrección ortográfica y gramatical estándar. Esta declaración cumple con las directrices editoriales de la Revista Ñeque sobre transparencia metodológica.

Finalmente, los autores reconocen las limitaciones inherentes al diseño metodológico seleccionado. La restricción a una única base de datos pudo excluir estudios relevantes indexados en otras plataformas como Web of Science o IEEE Xplore. Además, la ventana temporal concentrada entre 2021 y 2026 refleja la actualidad del fenómeno pero limita la perspectiva histórica de largo plazo. No obstante, el rigor aplicado en cada fase del proceso PRISMA, la explicitación de todos los criterios y la transparencia del flujo de selección otorgan validez y confiabilidad a los hallazgos presentados.

Resultados

Antes de presentar los patrones temáticos derivados de las cuatro preguntas de investigación, los autores describen el perfil general del corpus revisado. La Tabla 1 evidencia que los investigadores publicaron el 75% de los estudios incluidos (15 de 20) entre 2024 y 2026. Este dato confirma el carácter emergente de la convergencia entre Business Intelligence e Inteligencia Artificial como campo de investigación y justifica la pertinencia de una revisión que sintetice esta literatura todavía dispersa. El detalle bibliográfico completo de los 20 estudios aparece en la Tabla 2, la cual sirve de base para el análisis temático posterior.

Tabla 1. Distribución temporal de los estudios incluidos (2021-2026).

Año	N.º	%	Estudios incluidos
2021	2	10	Kumar et al. (2021) ; Narwane et al. (2021)
2022	1	5	Alshadoodee et al. (2022)
2023	2	10	Gaftandzhieva et al. (2023) ; Młody et al. (2023)
2024	6	30	Al-Momani (2024) ; Ashal y Morshed (2024) ; Yang et al. (2024) ; Liu et al. (2024) ; Das et al. (2024) ; Al-Quhfa et al. (2024)
2025	5	25	Mehta (2025) ; Rojas-Ruíz et al. (2025) ; Al-Hunaiti et al. (2025) ; Thaher (2025) ; Khaddam y Alzghoul (2025)
2026	4	20	Putnoki et al. (2026) ; Liu et al. (2026) ; Kemrichard et al. (2026) ; Abu-ALSondos (2026)

Respecto a las tecnologías de Inteligencia Artificial identificadas (RQ1), la revisión revela una notable heterogeneidad tecnológica. En un extremo, los autores identifican técnicas de aprendizaje automático clásico como Random Forest, Gradient Boosting y Redes Neuronales. [Al-Quhfa et al. \(2024\)](#) compararon nueve modelos predictivos de reclutamiento y obtuvieron con Random Forest una precisión del 92.8%. En un nivel de mayor complejidad, [Liu et al. \(2024\)](#) propusieron una arquitectura híbrida Prophet-LSTNet optimizada mediante enjambre de partículas para el pronóstico de demanda corporativa en múltiples industrias.

Tabla 2. Síntesis de estudios incluidos en la revisión sistemática (n = 20).

#	Autor(es) y año	País/ región	Tecnología de IA		Metodología	Hallazgo principal
1	Putnoki et al. (2026)	Hungría	Modelo de alineación cognitiva	de	Conceptual simulación	+ El ranking de alternativas y la alineación cognitiva varían de forma independiente
2	Liu et al. (2026)	China	LLM, XGBoost, SHAP		Cuantitativa (42 bancos, PLS-SEM)	La BI aumentada mejora la predicción de riesgo crediticio y la transparencia decisional
3	Al-Momani (2024)	Jordania	Machine learning + BI		Cuantitativa (regresión múltiple)	La integración IA-BI mejora el desempeño organizacional y la experiencia del cliente

#	Autor(es) y año	País/ región	Tecnología de IA	Metodología	Hallazgo principal
4	Mehta (2025)	EE. UU.	Power BI + SQL (ERP)	Conceptual/aplicado	Mejora la visibilidad operativa y la toma de decisiones en tiempo real dentro del ERP
5	Rojas-Ruiz et al. (2025)	Colombia/ Brasil	DSS, BI, BA, BAC	Revisión histórica (1940-2025)	La racionalidad con base en datos impulsó la evolución de los sistemas de decisión
6	Ashal y Morshed (2024)	Golfo Árabe	IA, blockchain, BI	Cualitativa (entrevistas)	Mejoran eficiencia y transparencia en compras; persisten retos regulatorios y de talento
7	Yang et al. (2024)	China/Pakistán /EE. UU.	Machine learning / IA	Revisión sistemática (39 estudios)	Mejorar el business intelligence constituye la razón más común para adoptar IA
8	Kumar et al. (2021)	India/Arabia Saudita/España /Rusia	ML + NLP explicable	Sistema experto (caso COVID-19)	Apoya decisiones comerciales de pymes con explicaciones centradas en el humano
9	Gaftandzhieva et al. (2023)	Bulgaria	Learning analytics, DSS	Revisión narrativa	Las herramientas de datos mejoran la gestión académica, aunque siguen subutilizadas
10	Młody et al. (2023)	Polonia	BI, IoT, Big Data	Cualitativa (9 entrevistas)	La BI constituye la tecnología de Industria 4.0 más versátil en toda la cadena de valor
11	Narwane et al. (2021)	India	Big data + redes neuronales	Cuantitativa (321 encuestas, ANN)	El big data media la relación entre Supply Chain 4.0 y el desempeño organizacional
12	Liu et al. (2024)	China/Reino Unido/EE. UU.	Deep learning (Prophet+LSTNet+PSO)	Modelo técnico comparativo	El modelo híbrido mejora la precisión del pronóstico de demanda corporativa
13	Al-Hunaiti et al. (2025)	Jordania (MENA)	IA, big data analytics, BI	Cuantitativa (526 encuestas)	Mejoran la calidad de decisión en la cadena de suministro; el costo limita a las pymes
14	Thaher (2025)	Arabia Saudita	BI + Deming + Agile	Estudio de caso aplicado	La integración de BI con mejora continua optimiza el servicio y la decisión gerencial
15	Kemrichard et al. (2026)	China (caso)	Grafos de conocimiento, lógica difusa	Caso longitudinal, métodos mixtos	Reduce 47% el tiempo de reconciliación y aumenta 94.4% la agilidad decisional

#	Autor(es) y año	País/ región	Tecnología de IA	Metodología	Hallazgo principal
16	Abu-AlSondos (2026)	Jordania	Capacidad de IA (moderador), PLS-SEM	Cuantitativa (297 encuestas)	La capacidad de IA modera la relación entre calidad del sistema/dato y calidad de decisión
17	Das et al. (2024)	EE. UU.	IA, ML, cloud computing	Revisión narrativa	La BI moderna mejora la eficiencia, aunque persisten retos de privacidad y talento
18	Khaddam y Alzghoul (2025)	Jordania	IA aplicada a BI	Revisión sistemática (~65 fuentes)	La BI con IA agiliza el reporte ESG y el pronóstico de huella de carbono
19	Al-Quhfa et al. (2024)	China (datos de Yemen)	Random Forest y 8 modelos ML	Comparación de modelos ML	Random Forest logra la mayor precisión (92.8%) en la selección de personal
20	Alshadoodee et al. (2022)	Irak	IA + gestión del conocimiento	Cuantitativa (SPSS, macro Hayes)	La gestión del conocimiento media la mejora de decisiones administrativas mediante IA

Un segundo grupo de estudios recurre a técnicas de Inteligencia Artificial explicable (XAI). [Liu et al. \(2026\)](#) combinan modelos neuro-simbólicos, XGBoost y SHAP dentro de un marco de "BI aumentada" para evaluar el riesgo crediticio en la banca china. [Kumar \(2021\)](#) desarrollan un sistema experto con explicaciones centradas en el humano para apoyar decisiones comerciales de pequeñas y medianas empresas. Un tercer grupo emplea representaciones estructuradas del conocimiento, como los grafos y la lógica difusa que [Kemrichard et al. \(2026\)](#) aplican en el sector automotriz chino.

Finalmente, un conjunto de estudios aborda la convergencia desde un nivel conceptual. [Al-Momani \(2024\)](#) propone un marco de integración que combina recolección estadística, algoritmos de aprendizaje y visualización avanzada. [Putnoki et al. \(2026\)](#) desarrollan un modelo de alineación cognitiva entre sistema y decisor. [Abu-AlSondos \(2026\)](#) valida mediante PLS-SEM el rol moderador de la capacidad de IA sobre la calidad de la decisión. La Tabla 3 organiza estas tecnologías en seis categorías según su nivel de madurez y evidencia que un segmento significativo de la literatura reciente explora enfoques orientados a la explicabilidad y la alineación humana.

En relación con los sectores de aplicación (RQ2), la muestra evidencia una distribución amplia y diversa. El sector manufacturero concentra la mayor presencia con cuatro estudios: [Narwane et al. \(2021\)](#), [Młody et al. \(2023\)](#), [Mehta \(2025\)](#) y [Kemrichard et al. \(2026\)](#). La cadena de suministro y el procurement ocupan el segundo lugar con [Ashal y Morshed \(2024\)](#) y [Al-Hunaiti et al. \(2025\)](#). El sector financiero-bancario también presenta una representación sólida mediante [Abu-AlSondos \(2026\)](#) y [Liu et al. \(2026\)](#). Estos tres dominios comparten una naturaleza intensiva en datos y en decisiones operativas de alta frecuencia.

Tabla 3. Clasificación taxonómica de las tecnologías de IA identificadas.

Categoría tecnológica	N.º	%	Estudios representativos
Marcos conceptuales y de moderación	4	20	Putnoki et al. (2026) ; Rojas-Ruíz et al. (2025) ; Abu-ALSondos (2026) ; Alshadoodee et al. (2022)
Herramientas y plataformas de BI con IA general	6	30	Mehta (2025) ; Młody et al. (2023) ; Ashal y Morshed (2024) ; Al-Hunaiti et al. (2025) ; Thaher (2025) ; Khaddam y Alzghoul (2025)
Aprendizaje automático clásico	4	20	Al-Momani (2024) ; Yang et al. (2024) ; Al-Quhfa et al. (2024) ; Das et al. (2024)
Aprendizaje profundo avanzado	2	10	Narwane et al. (2021) ; Liu et al. (2024)
Inteligencia artificial explicable (XAI)	2	10	Liu et al. (2026) ; Kumar et al. (2021)
Representación estructurada del conocimiento	2	10	Kemrichard et al. (2026) ; Gaftandzhieva et al. (2023)

Además de estos dominios tradicionales, la revisión identifica aplicaciones en sectores emergentes. [Yang et al. \(2024\)](#) documentan que la salud constituye uno de los campos más estudiados en la literatura empírica primaria. [Alshadoodee et al. \(2022\)](#) y [Gaftandzhieva et al. \(2023\)](#) exploran la educación superior, mientras que [Al-Quhfa et al. \(2024\)](#) aplican modelos de aprendizaje automático a la selección de personal en recursos humanos. [Khaddam y Alzghoul \(2025\)](#) analizan la energía y la sostenibilidad corporativa, y [Thaher \(2025\)](#) examina las tecnologías de la información bajo modelos de servicio en la nube.

En cuanto a los beneficios reportados (RQ3), los estudios demuestran de manera consistente que la integración de IA en BI mejora la calidad, velocidad y precisión de las decisiones organizacionales. [Abu-ALSondos \(2026\)](#) encuentra que la capacidad de IA modera positivamente la relación entre la calidad del sistema y del dato, por un lado, y la calidad de la decisión, por otro, en el sector bancario jordano. [Narwane et al. \(2021\)](#) demuestran que la analítica de big data media la relación entre Supply Chain 4.0 y el desempeño organizacional en empresas manufactureras de países en desarrollo.

Los beneficios cuantificables refuerzan esta tendencia. [Kemrichard et al. \(2026\)](#) documentan una reducción del 47% en el tiempo de reconciliación de datos y un incremento del 94.4% en la agilidad de respuesta ante interrupciones de proveedores. [Al-Quhfa et al. \(2024\)](#) y [Liu et al. \(2024\)](#) evidencian ganancias de precisión superiores al 90% en clasificación y pronóstico, respectivamente. [Al-Momani \(2024\)](#) sostiene que la integración BI-IA mejora el desempeño organizacional y la experiencia del cliente. [Khaddam y Alzghoul \(2025\)](#) destacan beneficios en sostenibilidad, como la reducción de emisiones y el ahorro energético corporativo.

Respecto a los desafíos y limitaciones identificados (RQ4), la literatura coincide en señalar barreras significativas para la adopción efectiva. [Ashal y Morshed \(2024\)](#) y [Al-Hunaiti et al. \(2025\)](#) identifican el costo de implementación y la escasez de personal capacitado como las limitaciones más citadas, particularmente en pequeñas y medianas empresas. Estos autores destacan que las pymes enfrentan restricciones presupuestarias severas que impiden la inversión inicial en infraestructura tecnológica avanzada. Tal situación

genera una brecha competitiva entre grandes corporaciones y organizaciones de menor tamaño que buscan adoptar estas soluciones analíticas.

Además de las barreras económicas, los autores identifican desafíos de gobernanza y alineación cognitiva. [Ashal y Morshed \(2024\)](#) reportan obstáculos regulatorios en sectores con múltiples jurisdicciones, como el procurement en el Golfo Árabe. [Das et al. \(2024\)](#) y [Liu et al. \(2026\)](#) señalan la calidad y gobernanza de los datos como factores críticos en banca y salud. [Putnoki \(2026\)](#) advierten que los sistemas de recomendación basados en IA pueden generar salidas técnicamente óptimas pero desalineadas con las preferencias cognitivas de los decisores humanos.

Con el propósito de ofrecer una lectura integradora de estos hallazgos, la clasificación de los beneficios y desafíos en tres dimensiones: tecnológica, organizacional y humano-cognitiva. Los autores observan que los beneficios más citados concentran su presencia en la dimensión tecnológica, donde predominan la precisión predictiva y la automatización. No obstante, los desafíos más persistentes ubican su origen en las dimensiones organizacional y humano-cognitiva. Esta asimetría anticipa un argumento central de la discusión: el éxito de la convergencia BI-IA depende menos de la sofisticación algorítmica que de la capacidad organizacional para gestionarla.

Finalmente, estos hallazgos sugieren que la integración de IA en sistemas de BI constituye una tendencia consolidada y transversal a múltiples sectores. Los beneficios en calidad y velocidad decisional cuentan con amplia documentación empírica en la literatura revisada. Sin embargo, la adopción efectiva depende de factores organizacionales como la capacidad técnica, la gobernanza de datos, la gestión del conocimiento y la alineación con el juicio humano. Estos condicionantes trascienden la mera disponibilidad tecnológica y determinan el grado real en que las organizaciones materializan el potencial del BI aumentado en sus procesos decisionales cotidianos.

A partir de la síntesis de los 20 estudios analizados, esta revisión propone un modelo conceptual integrador (Figura 2) que representa la convergencia entre BI e IA como un proceso de "BI aumentado". Este modelo postula que el BI aumentado impacta directamente la calidad, velocidad y precisión de la toma de decisiones organizacionales. Sin embargo, dicho impacto no resulta automático ni lineal: factores como la gobernanza de datos, la gestión del conocimiento, la alineación humano-IA y la disponibilidad de talento especializado moderan el grado en que el potencial tecnológico se traduce en mejores decisiones. Este modelo constituye el principal aporte conceptual de la presente revisión.



Figura 2. Modelo conceptual integrador de la convergencia BI-IA en la toma de decisiones organizacionales.

Discusión

Los hallazgos de esta revisión permiten responder de manera integrada a las cuatro preguntas de investigación y contrastarlos con los fundamentos teóricos expuestos en la introducción. La evidencia empírica confirma que la convergencia entre Business Intelligence e Inteligencia Artificial constituye un fenómeno complejo y multinivel, cuya comprensión exige superar las visiones fragmentadas que predominan en la literatura actual. Este contraste entre la riqueza de los hallazgos individuales y la dispersión del campo en su conjunto justifica plenamente el esfuerzo de síntesis que el presente artículo ofrece a la comunidad académica y a los profesionales de la gestión organizacional.

En relación con las tecnologías identificadas (RQ1), la evidencia confirma que la convergencia entre BI e IA no se reduce a la simple incorporación de algoritmos dentro de tableros de control. Putnoki et al. (2026) demuestran que esta integración abarca desde aplicaciones predictivas maduras hasta desarrollos conceptuales emergentes orientados a la explicabilidad y la alineación cognitiva. Esta heterogeneidad contrasta con la visión simplista que presenta la IA como un complemento técnico uniforme. Por el contrario, los hallazgos revelan un espectro de soluciones que combinan de formas diversas las capacidades descriptivas del BI tradicional con las capacidades predictivas y prescriptivas de la IA.

Esta heterogeneidad tecnológica resulta consistente con la noción de "BI aumentado" que Das et al. (2024) proponen en su marco conceptual. Sin embargo, la revisión evidencia que dicho concepto no describe una tecnología única, sino un espectro de soluciones con niveles de madurez muy distintos. Al-Momani (2024) y Abu-ALSondos (2026) abordan la integración desde marcos cuantitativos y de moderación, mientras que Kumar et al. (2021) y Liu et al. (2026) y priorizan la explicabilidad de las recomendaciones. Esta diversidad metodológica y epistemológica sugiere que el campo todavía carece de una taxonomía unificada que permita comparar resultados entre estudios de manera rigurosa.

Respecto a los sectores de aplicación (RQ2), la concentración de estudios en manufactura, cadena de suministro y banca resulta coherente con la naturaleza intensiva en datos de estas industrias. No obstante, la presencia de investigaciones en sectores tradicionalmente menos asociados al BI, como energía y sostenibilidad corporativa (Khaddam y Alzghoul, 2025) o educación (Alshadoodee et al., 2022 y Gaftandzhieva et al., 2023), sugiere que la convergencia BI-IA trasciende sus dominios de origen. Este hallazgo contrasta con la percepción de que el BI constituye una herramienta exclusiva de industrias manufactureras y financieras, y abre una línea de investigación relevante sobre los factores contextuales que facilitan o dificultan la expansión sectorial.

En cuanto a los beneficios reportados (RQ3), los resultados refuerzan el planteamiento teórico de que la IA actúa como un habilitador que profundiza el valor decisional del BI, más que como una tecnología sustitutiva. Abu-ALSondos (2026) demuestra que la capacidad de IA modera positivamente la relación entre calidad del sistema y calidad de la decisión. Kemrichard et al. (2026) documentan una reducción del 47% en el tiempo de reconciliación de datos. Estos hallazgos cuantificables constituyen evidencia empírica robusta que respalda la inversión organizacional en estas tecnologías y confirma el potencial transformador del BI aumentado en contextos empresariales diversos.

Sin embargo, conviene señalar una tensión importante en la evidencia disponible. Los autores documentan la mayoría de estos beneficios en estudios de caso o encuestas transversales, por lo que la evidencia longitudinal sobre la sostenibilidad de dichas mejoras en el tiempo resulta todavía limitada. Al-Momani (2024) y Al-Hunaiti et al. (2025) ofrecen datos cuantitativos valiosos, pero sus diseños transversales impiden establecer relaciones causales definitivas. Este vacío metodológico contrasta con la solidez de los marcos conceptuales propuestos y sugiere que la comunidad académica necesita con urgencia estudios prospectivos que evalúen la permanencia de los beneficios del BI aumentado en el mediano y largo plazo.

Por consiguiente, en relación con los desafíos identificados (RQ4), esta revisión evidencia una tensión fundamental entre el potencial técnico de la IA y las capacidades organizacionales necesarias para aprovecharlo. Alshadoodee et al. (2022) demuestran que el impacto de la IA sobre las decisiones administrativas depende de la existencia de una gestión del conocimiento adecuada. Putnoki et al. (2026) advierten sobre el riesgo de desalineación entre las recomendaciones algorítmicas y el juicio humano. Estos hallazgos sugieren que los beneficios del BI potenciado con IA no son automáticos, sino que dependen de factores organizacionales, culturales y de gobernanza que trascienden la mera adopción tecnológica.

Desde el plano teórico, estos hallazgos respaldan la necesidad de modelos de adopción tecnológica que incorporen explícitamente la dimensión de alineación humano-IA como un antecedente de la calidad decisional. Los modelos tradicionales de éxito de los sistemas de información contemplan factores clásicos como la calidad del sistema y del dato, pero omiten la dimensión cognitiva del decisor. Abu-ALSondos (2026) y Putnoki et al. (2026) ofrecen evidencia empírica reciente que justifica esta ampliación teórica. Por consiguiente, la literatura necesita marcos integradores que reconozcan la interdependencia entre la capacidad algorítmica y el juicio humano como determinantes conjuntos de la calidad decisional organizacional.

Desde el plano práctico, los resultados sugieren que las organizaciones interesadas en adoptar BI potenciado con IA deben priorizar, junto con la inversión tecnológica, el

desarrollo de capacidades de gestión del conocimiento y de gobernanza de datos. Asimismo, los directivos necesitan implementar mecanismos que garanticen la interpretabilidad de las recomendaciones generadas por los sistemas de IA para los tomadores de decisiones no técnicos. [Khaddam y Alzghoul \(2025\)](#), [Thaher \(2025\)](#) ofrecen ejemplos concretos de esta integración exitosa en los sectores de energía y servicios tecnológicos. Estas experiencias demuestran que la tecnología por sí sola no basta; la capacidad organizacional constituye el verdadero diferenciador competitivo.

En la revisión presenta limitaciones que los lectores deben considerar al interpretar sus hallazgos. En primer lugar, los autores restringieron la búsqueda a la base de datos Scopus, por lo que pudieron omitir estudios relevantes indexados exclusivamente en otras plataformas como Web of Science o IEEE Xplore. En segundo lugar, la ventana temporal de la síntesis final concentra la mayoría de los estudios entre 2021 y 2026, lo cual limita la posibilidad de capturar la evolución de más largo plazo del fenómeno. Finalmente, el proceso de elegibilidad combinó criterios de centralidad temática con un criterio de diversificación sectorial, lo cual introduce un componente de juicio experto en la selección final.

Conclusiones

La revisión sistemática de 20 estudios publicados entre 2021 y 2026 permite concluir que la convergencia entre Business Intelligence e Inteligencia Artificial configura un paradigma de BI aumentado que amplía las capacidades descriptivas tradicionales hacia funciones predictivas, prescriptivas y explicables. La evidencia muestra una marcada diversidad tecnológica, que incluye aprendizaje automático, aprendizaje profundo, inteligencia artificial explicable, grafos de conocimiento y distintos marcos de integración, con mayor presencia en manufactura, cadena de suministro y banca, aunque con una expansión progresiva hacia educación, recursos humanos, energía y sostenibilidad.

Los principales beneficios se expresan en una mayor precisión de los pronósticos, reducción de tiempos operativos, mayor agilidad de respuesta y mejora de la calidad decisional. Sin embargo, estos resultados no dependen únicamente de la sofisticación algorítmica, sino también de condiciones organizacionales como la calidad y gobernanza de los datos, la gestión del conocimiento, la disponibilidad de talento especializado, los costos de implementación y, especialmente, la alineación entre las recomendaciones de la IA y el juicio humano.

El modelo conceptual integrador propuesto constituye el principal aporte del estudio, al representar la interacción entre los sistemas de BI y las capacidades de IA como base del BI aumentado, cuyo efecto sobre la calidad, velocidad y precisión de las decisiones está condicionado por factores organizacionales y humano-cognitivos. En términos prácticos, las organizaciones deben complementar la inversión tecnológica con políticas de gobernanza de datos, desarrollo de competencias, gestión del conocimiento y mecanismos de explicabilidad que fortalezcan la confianza de los decisores.

Estos hallazgos deben interpretarse considerando la restricción de la búsqueda a Scopus, la ventana temporal reciente y la heterogeneidad metodológica de los estudios incluidos. En consecuencia, futuras investigaciones deberían ampliar la búsqueda a otras bases de datos, incorporar sectores poco representados y desarrollar estudios longitudinales que

permitan evaluar la sostenibilidad de los beneficios y profundizar en la alineación humano-IA.

Acerca de

Contribución de los autores: Todos los autores contribuyeron a la conceptualización del estudio, desarrollo metodológico, análisis e interpretación de los datos, redacción del manuscrito y revisión crítica de su contenido intelectual. Todos aprobaron la versión final para su publicación.

Financiamiento: Los autores declaran que no recibieron financiamiento para esta investigación.

Conflicto de interés: Los autores declaran que no existe conflicto de intereses para la publicación del presente artículo científico.

Certificación ética: El protocolo del presente estudio fue sometido a revisión y aprobado por el Comité de Ética en Investigación de la Universidad, en cumplimiento de los principios éticos y normativas institucionales aplicables.

Historia del artículo: Artículo recibido 03 de junio 2026 | Arbitrado 29 de julio 2026 | Publicado 24 de agosto 2026.

Referencias

- Abu-AlSondos, I. A. (2026). Moderating influence of artificial intelligence capability between business intelligence system and decision-making quality in banking industry. *Decision Science Letters*, 15(2), 267–278. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2026.3.003>
- Al-Hunaiti, M. A., Khrais, L. T., Ali, H., Alkhodary, D., Haikal, E. K., & Morshed, A. (2025). Impact of advanced technologies on supply chain management: Legal challenges and integration strategies. *Corporate & Business Strategy Review*, 6(2), 62–70. <https://doi.org/10.22495/cbsrv6i2art6>
- Al-Momani, M. M. (2024). Maximizing organizational performance: The synergy of AI and BI. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, 18(5), e06644. <https://doi.org/10.24857/rgsa.v18n5-143>
- Al-Quhfa, H., Mothana, A., Aljbri, A., & Song, J. (2024). Enhancing talent recruitment in business intelligence systems: A comparative analysis of machine learning models. *Analytics*, 3(3), 297–317. <https://doi.org/10.3390/analytics3030017>
- Alshadoodee, H. A. A., Mansoor, M. S. G., Kuba, H. K., & Ghani, H. M. (2022). The role of artificial intelligence in enhancing administrative decision support systems by depend on knowledge management. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(6), 3577–3589. <https://doi.org/10.11591/eei.v11i6.4243>
- Ashal, N., & Morshed, A. (2024). Transforming procurement in the Arab Gulf: Integrating AI, blockchain, and BI tools for enhanced efficiency and strategic decision-making. *Journal of Logistics, Informatics and Service Science*, 11(9), 266–279. <https://doi.org/10.33168/JLISS.2024.0917>

- Das, B. C., Mahabub, S., & Hossain, M. R. (2024). Empowering modern business intelligence (BI) tools for data-driven decision-making: Innovations with AI and analytics insights. *Edelweiss Applied Science and Technology*, 8(6), 8333–8346. <https://doi.org/10.55214/25768484.v8i6.3800>
- Gaftandzhieva, S., Hussain, S., Hilčenko, S., Doneva, R., & Boykova, K. (2023). Data-driven decision making in higher education institutions: State-of-play. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(6), 397–405. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140642>
- Kemrichard, P., Ribiere, V., Boehnlein, N., Hjørnered, J., & Vongsurakrai, S. (2026). A strategic competitive advantage driven by knowledge and evolving AI innovation: An empirical case study of an ethical enterprise leadership of the automobile manufacturing management and supply chain intelligence in China. *Business Ethics and Leadership*, 10(1), 384–415. [https://doi.org/10.61093/bel.10\(1\).384-415.2026](https://doi.org/10.61093/bel.10(1).384-415.2026)
- Khaddam, A. A., & Alzghoul, A. (2025). Artificial intelligence-driven business intelligence for strategic energy and ESG management: A systematic review of economic and policy implications. *International Journal of Energy Economics and Policy*, 15(4), 635–650. <https://doi.org/10.32479/ijeeep.19820>
- Kumar, S. A., Nasralla, M. M., García-Magariño, I., & Kumar, H. (2021). A machine-learning scraping tool for data fusion in the analysis of sentiments about pandemics for supporting business decisions with human-centric AI explanations. *PeerJ Computer Science*, 7, e713. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.713>
- Liu, B., Li, M., Ji, Z., Li, H., & Luo, J. (2024). Intelligent productivity transformation: Corporate market demand forecasting with the aid of an AI virtual assistant. *Journal of Organizational and End User Computing*, 36(1), 1–27. <https://doi.org/10.4018/JOEUC.336284>
- Liu, Y., Li, X., & Su, C. (2026). From unstructured text to automated insights: An explainable AI approach to internal control in banking systems. *Systems*, 14(3), 234. <https://doi.org/10.3390/systems14030234>
- Mehta, R. (2025). Data-driven decision making in manufacturing: Leveraging Power BI and SQL to enhance manufacturing operations in ERP system. *International Journal of Applied Mathematics*, 38(4S), 168–181. <https://doi.org/10.12732/ijam.v38i4s.224>
- Młody, M., Ratajczak-Mrozek, M., & Sajdak, M. (2023). Industry 4.0 technologies and managers' decision-making across value chain. Evidence from the manufacturing industry. *Engineering Management in Production and Services*, 15(3), 69–83. <https://doi.org/10.2478/emj-2023-0021>
- Narwane, V. S., Raut, R. D., Yadav, V. S., Cheikhrouhou, N., Narkhede, B. E., & Priyadarshinee, P. (2021). The role of big data for Supply Chain 4.0 in manufacturing organisations of developing countries. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(5), 1452–1480. <https://doi.org/10.1108/JEIM-11-2020-0463>
- Putnoki, A. M., Philipp, D., & Orosz, T. (2026). Cognitive information system alignment-aware decision-support framework. *IEEE Access*, 14, 42794–42808. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2026.3674882>
- Rojas-Ruiz, S. A., Camargo-Remolina, R. A., Beltrán-Duque, R. A., & Silva-Cogo, G. (2025). Evolution of decision-making models in organizations: From intuition to data-driven

- rationality (literature review period 1940–2025). *AiBi Revista de Investigación, Administración e Ingeniería*, 13(2), 1–15. <https://doi.org/10.15649/2346030X.5739>
- Thaher, M. S. (2025). An AI-driven framework for optimizing business intelligence across organizational hierarchies. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(1), 19188–19195. <https://doi.org/10.48084/etasr.9377>
- Yang, T., Aqsa, Kazmi, R., & Rajashekar, K. (2024). AI-enabled business models and innovations: A systematic literature review. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 18(6), 1518–1539. <https://doi.org/10.3837/tiis.2024.06.006>