

IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LA ANALÍTICA DE DATOS EN LA TOMA DE DECISIONES FINANCIERAS: UNA REVISIÓN SISTEMÁTICA Y MODELO CONCEPTUAL PARA LA GESTIÓN EMPRESARIAL

Impact of Artificial Intelligence and Data Analytics on Financial Decision-making: A Systematic Review and Conceptual Model for Business Management

Iván Alberto Illescas Rendón ¹  · Joselyne Paulette Andramuño Cando ² 

^{1,2}Universidad Bolivariana del Ecuador (UBE)

¹aillescasr@ube.edu.ec; ²jpandramunoc@ube.edu.ec

RESUMEN

La transformación digital ha posicionado a la inteligencia artificial (IA) y la analítica de datos como herramientas clave para optimizar la gestión financiera empresarial, aunque la literatura existente carece de una integración conceptual que relacione estas tecnologías con la calidad de la información y la toma de decisiones estratégicas. El presente estudio analiza la literatura científica sobre la aplicación de IA y analítica de datos en la toma de decisiones financieras empresariales, proponiendo un modelo conceptual que integra las variables fundamentales del proceso. Mediante una revisión sistemática siguiendo los lineamientos PRISMA, se consultaron bases de datos académicas especializadas (2010-2024), identificando inicialmente 120 artículos, de los cuales 30 fueron seleccionados tras aplicar criterios de inclusión, exclusión y evaluación de calidad metodológica. La evidencia indica que la IA y la analítica de datos inciden positivamente en la capacidad de análisis financiero y en la calidad de la información, variables que actúan como mediadoras para optimizar la toma de decisiones y el desempeño organizacional. A partir de estos hallazgos, se propone un modelo conceptual que integra seis variables: inteligencia artificial, analítica de datos, capacidad de análisis financiero, calidad de la información, toma de decisiones financieras y desempeño organizacional. El estudio aporta una síntesis actualizada del conocimiento y un marco teórico integrador para futuras investigaciones empíricas, alineándose con los ejes de innovación tecnológica y gestión empresarial sostenible del congreso.

Palabras clave:

inteligencia artificial, analítica de datos, toma de decisiones financieras, revisión sistemática, modelo conceptual, gestión empresarial

FECHA DE RECEPCIÓN:

01 de junio de 2026

FECHA DE ACEPTACIÓN:

20 de julio de 2026

FECHA DE PUBLICACIÓN:

03 de agosto de 2026



ABSTRACT

Digital transformation has positioned artificial intelligence (AI) and data analytics as key tools for optimizing corporate financial management, although the existing literature lacks a conceptual integration that links these technologies with information quality and strategic decision-making. This study analyzes the scientific literature on the application of AI and data analytics in corporate financial decision-making, proposing a conceptual model that integrates the fundamental variables of the process. Through a systematic review following the PRISMA guidelines, specialized academic databases (2010-2024) were consulted, initially identifying 120 articles, of which 30 were selected after applying inclusion, exclusion, and methodological quality assessment criteria. The evidence indicates that AI and data analytics have a positive impact on financial analysis capabilities and information quality, variables that act as mediators to optimize decision-making and organizational performance. Based on these findings, a conceptual model is proposed that integrates six variables: artificial intelligence, data analytics, financial analysis capabilities, information quality, financial decision-making, and organizational performance. The study provides an updated synthesis of knowledge and an integrative theoretical framework for future empirical research, aligning with the technological innovation and sustainable business management themes of the congress.

Keywords:

artificial intelligence, data analytics, financial decision-making, systematic review, conceptual model, business management

INTRODUCCIÓN

El avance acelerado de la transformación digital ha reconfigurado los paradigmas tradicionales de la gestión empresarial. En particular, el ámbito financiero ha experimentado una profunda metamorfosis impulsada por la adopción de tecnologías como la inteligencia artificial (IA) y la analítica de datos. Estas herramientas permiten procesar volúmenes masivos de información (big data) para generar conocimientos predictivos y prescriptivos, mejorando así la calidad de las decisiones estratégicas y operativas en las organizaciones (Davenport & Ronanki, 2018; Marr, 2016).

En este contexto, la literatura académica ha documentado ampliamente los beneficios de las estrategias basadas en datos. Estudios pioneros como los de McAfee y Brynjolfsson (2012) demostraron que las empresas data-driven presentan ventajas competitivas significativas en productividad y rentabilidad. Investigaciones más recientes han profundizado en el papel de la IA como facilitadora de procesos analíticos complejos, reduciendo la incertidumbre y fortaleciendo la planificación financiera a largo plazo (Wamba et al., 2017; Mikalef et al., 2019).

El presente estudio se enmarca en el eje temático 3 del VII Congreso Internacional de Ciencias Técnicas y Empresariales: “Gestión administrativa, financiera y empresarial para la sostenibilidad”. La creciente convergencia entre tecnologías digitales y ciencias empresariales exige marcos conceptuales que permitan comprender cómo la IA y la analítica de datos pueden contribuir no solo a la eficiencia financiera, sino también a la sostenibilidad organizacional en entornos volátiles e inciertos.

A pesar del creciente interés investigativo, persiste una brecha en la literatura: la falta de modelos integradores que sistematicen las relaciones entre IA, analítica de datos y toma

de decisiones financieras. La mayoría de los estudios se enfocan en beneficios aislados o en casos específicos, sin ofrecer una visión holística que considere variables mediadoras como la capacidad de análisis financiero y la calidad de la información. Esta fragmentación limita la transferencia de conocimiento al ámbito empresarial y dificulta el diseño de estrategias tecnológicas coherentes.

Por consiguiente, este artículo se plantea responder a la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo influyen la inteligencia artificial y la analítica de datos en la toma de decisiones financieras empresariales, y a través de qué variables mediadoras se produce dicha influencia? El objetivo general es analizar sistemáticamente la literatura científica disponible y proponer un modelo conceptual que integre las principales variables involucradas en este proceso.

DESARROLLO

Metodología

El presente estudio se desarrolló mediante una revisión sistemática de la literatura, siguiendo las directrices establecidas por la declaración PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses). Este enfoque metodológico garantiza la transparencia, replicabilidad y rigor científico del proceso de revisión.

Estrategia de búsqueda

La búsqueda de artículos se realizó en las siguientes bases de datos académicas especializadas: Scopus, Web of Science, Google Scholar, ScienceDirect y JSTOR. Se seleccionaron estas fuentes por su cobertura multidisciplinaria y su reconocimiento en el ámbito académico.

La estrategia de búsqueda combinó términos clave en inglés y español, utilizando operadores booleanos (AND, OR, NOT) para optimizar los resultados. La ecuación de búsqueda principal fue: (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “inteligencia artificial”) AND (“data analytics” OR “big data” OR “analítica de datos”) AND (“financial decision making” OR “toma de decisiones financieras”) AND (“business management” OR “gestión empresarial”).

Criterios de inclusión y exclusión

Se establecieron los siguientes criterios para seleccionar los estudios relevantes:

Criterios de inclusión: artículos publicados en revistas científicas indexadas entre enero de 2010 y diciembre de 2024; estudios escritos en español o inglés; investigaciones empíricas, revisiones sistemáticas, meta-análisis y estudios teóricos que abordaran explícitamente la relación entre inteligencia artificial, analítica de datos y toma de decisiones financieras; artículos con disponibilidad de texto completo; estudios que presentaran rigor metodológico demostrable (descripción clara de métodos, muestra y procedimientos).

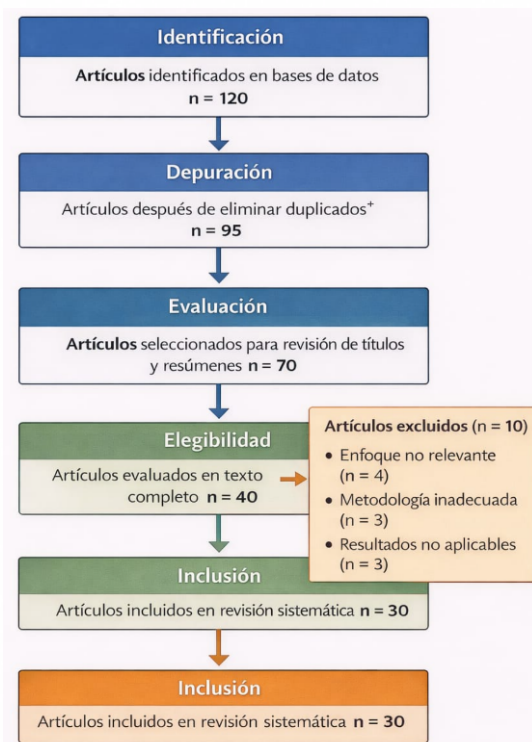
Criterios de exclusión: artículos duplicados en diferentes bases de datos; publicaciones no académicas (blogs, informes técnicos sin revisión por pares, conferencias sin proceedings); estudios centrados exclusivamente en aspectos técnicos de algoritmos sin vinculación con la gestión financiera; artículos cuya calidad metodológica no alcanzara el umbral establecido en la evaluación.

Proceso de selección

El proceso de selección se desarrolló en cuatro fases. En la identificación, se recuperaron 120 registros iniciales tras aplicar la ecuación de búsqueda. En la eliminación de duplicados, se identificaron y eliminaron 25 artículos

duplicados, quedando 95 registros únicos. En la evaluación por título y resumen, dos revisores examinaron de forma independiente los títulos y resúmenes de los 95 artículos, excluyendo 55 estudios por no cumplir los criterios de inclusión o por abordar temáticas periféricas, resultando 40 artículos preseleccionados. Finalmente, en la evaluación de texto completo, los 40 artículos fueron leídos íntegramente para verificar su pertinencia y calidad metodológica, incluyéndose 30 estudios que cumplieran satisfactoriamente todos los criterios. El diagrama de flujo PRISMA (Figura 1) representa gráficamente este proceso.

Figura 1
Diagrama PRISMA del proceso de selección de artículos



Nota. Elaboración propia basada en la metodología PRISMA.

Evaluación de la calidad metodológica

Para garantizar la validez y confiabilidad de los hallazgos incluidos en esta revisión, se diseñó un procedimiento de evaluación de la calidad metodológica adaptado a la diversidad de diseños de investigación presentes en la muestra. Dado que los estudios seleccionados incluyen tanto investigaciones empíricas (cuantitativas y cualitativas) como revisiones teóricas y sistemáticas, se optó por utilizar una lista de verificación unificada de criterios esenciales, que permite valorar de manera homogénea la solidez metodológica de cada trabajo.

La lista de verificación consta de seis criterios fundamentales, derivados de herramientas estandarizadas como STROBE, CASP y AMSTAR-2, pero simplificados para garantizar su aplicabilidad transversal. Cada criterio se evalúa de forma dicotómica (cumple/no cumple), asignando un punto por cada criterio satisfecho: 1) claridad del objetivo: ¿El estudio explícita de forma clara y precisa su objetivo, propósito o pregunta de investigación?; 2) coherencia metodológica: ¿La metodología empleada es adecuada y pertinente para alcanzar el objetivo planteado?; 3) descripción de la muestra o fuentes de datos: ¿Se caracterizan adecuadamente los sujetos, casos, documentos o bases de datos utilizados?; 4) rigor en el análisis: ¿El procedimiento de análisis de datos está descrito con suficiente detalle y resulta apropiado para el tipo de estudio?; 5) presentación de resultados: ¿Los resultados se exponen de manera clara, organizada y responden directamente al objetivo del estudio?; 6) consistencia de las conclusiones: ¿Las conclusiones se derivan lógicamente de los resultados obtenidos y están justificadas?

Cada estudio fue evaluado de forma independiente por dos revisores. En caso de discrepancia en la puntuación, se realizó una sesión

de discusión para alcanzar un consenso. Se estableció un punto de corte de 4 puntos sobre 6 como criterio de inclusión definitiva. Los estudios que obtuvieron una puntuación inferior fueron excluidos del análisis sintético, aunque se mantuvieron como referencias contextuales en la discusión. Este procedimiento permitió asegurar que los 30 artículos finalmente incluidos en la síntesis cualitativa contaran con un nivel metodológico suficiente para sustentar las conclusiones y el modelo conceptual derivado de la revisión.

Extracción y síntesis de datos

Una vez evaluada la calidad de los estudios, se procedió a la extracción sistemática de la información relevante. Para ello, se diseñó una plantilla de extracción de datos (ver Anexo 1) que permitió registrar de manera homogénea y estructurada las características principales de cada artículo. La plantilla fue elaborada a partir de las recomendaciones de la literatura sobre revisiones sistemáticas y adaptada a los objetivos específicos de esta investigación. La plantilla incluye los siguientes bloques de información: identificación del estudio (autores, año, país, título, revista de publicación); características metodológicas (objetivo, tipo de estudio, diseño, muestra o fuentes de datos, técnicas de análisis empleadas); contenido temático (tecnología abordada, contexto de aplicación, variables principales identificadas); hallazgos principales (resultados clave, relaciones encontradas entre variables, aportes teóricos y empíricos); limitaciones declaradas; y evaluación de calidad.

La extracción fue realizada por los dos revisores de forma independiente sobre una muestra del 30% de los artículos para verificar la consistencia inter-codificadores, alcanzando un nivel de concordancia superior al 90%. Los casos de discrepancia se resolvieron mediante

discusión y ajuste de la plantilla cuando fue necesario. Posteriormente, se realizó una síntesis narrativa de los hallazgos, organizada en torno a las categorías temáticas emergentes. Este análisis permitió identificar patrones recurrentes, convergencias y divergencias en la literatura, así como las variables más frecuentemente asociadas a la relación entre inteligencia artificial, analítica de datos y toma de decisiones financieras. La síntesis constituyó la base para la construcción del modelo conceptual propuesto en este estudio.

RESULTADOS

Matriz de revisión de literatura

La aplicación del proceso metodológico descrito permitió identificar 30 estudios relevantes que abordan la relación entre inteligencia artificial, analítica de datos y toma de decisiones financieras. La Tabla 1 presenta un extracto representativo de la matriz de análisis, que resume las características principales de los artículos incluidos. La matriz completa, con los 30 estudios, está disponible como material complementario.

Tabla 1
Matriz de revisión de literatura (extracto representativo)

Autor	Año	País	Metodología	Tecnología	Hallazgos
Davenport & Ronanki	2018	EE.UU.	Revisión	IA	La IA mejora procesos empresariales y eficiencia operativa
Marr	2016	Reino Unido	Conceptual	Big data	El big data mejora la calidad de las decisiones empresariales
Wamba et al.	2017	Francia	Empírico	Big data analytics	La capacidad analítica mejora el desempeño organizacional
Chen et al.	2012	EE.UU.	Revisión	Business analytics	La analítica transforma la gestión y la inteligencia de negocio
McAfee & Brynjolfsson	2012	EE.UU.	Empírico	Big data	Las empresas data-driven obtienen ventaja competitiva
Mikalef et al.	2019	Noruega	Empírico	Big data analytics	Capacidades analíticas median en la relación con el desempeño
Akter et al.	2016	Australia	Empírico	Big data analytics	Calidad de la información y capacidad analítica afectan el desempeño
Dubey et al.	2019	India	Empírico	Big data analytics	La capacidad analítica influye en la sostenibilidad organizacional

Síntesis de hallazgos

La literatura revisada evidencia consistentemente que la adopción de inteligencia artificial y analítica de datos genera impactos positivos en la gestión financiera empresarial. Un primer grupo de estudios se centra en los beneficios directos de estas tecnologías, destacando mejoras en la eficiencia operativa, la reducción de costos y la capacidad de procesar grandes volúmenes de datos financieros en tiempo real (Davenport & Ronanki, 2018; Manyika et al., 2011). Un segundo grupo profundiza en las capacidades organizacionales necesarias para aprovechar estas tecnologías, identificando la capacidad de análisis y la calidad de la información como variables críticas que median la relación entre la adopción tecnológica y la toma de decisiones (Wamba et al., 2017; Mikalef et al., 2019). Un tercer grupo de estudios aborda el impacto en el desempeño, demostrando que las empresas que integran exitosamente la analítica de datos en sus procesos financieros alcanzan mayores niveles de rentabilidad, productividad y ventaja competitiva sostenible (McAfee & Brynjolfsson, 2012; Akter et al., 2016).

En cuanto a las tecnologías específicas, los estudios distinguen entre inteligencia artificial (sistemas que automatizan análisis complejos), machine learning (algoritmos predictivos) y big data analytics (procesamiento de grandes volúmenes de datos). Si bien estas tecnologías están interrelacionadas, la literatura sugiere que su impacto en la toma de decisiones financieras opera a través de mecanismos complementarios: la IA mejora la automatización y precisión, mientras que la analítica de datos potencia la capacidad exploratoria y predictiva (Shmueli & Koppius, 2011; Kaplan & Haenlein, 2019).

Variables identificadas

El análisis de contenido de los 30 estudios permitió identificar seis variables recurrentes que conforman el núcleo del modelo conceptual propuesto. La Tabla 2 presenta la operacionalización de estas variables, integrando su definición, dimensiones, indicadores y el rol que desempeñan en el modelo teórico.

Tabla 2
Operacionalización de variables e integración teórica

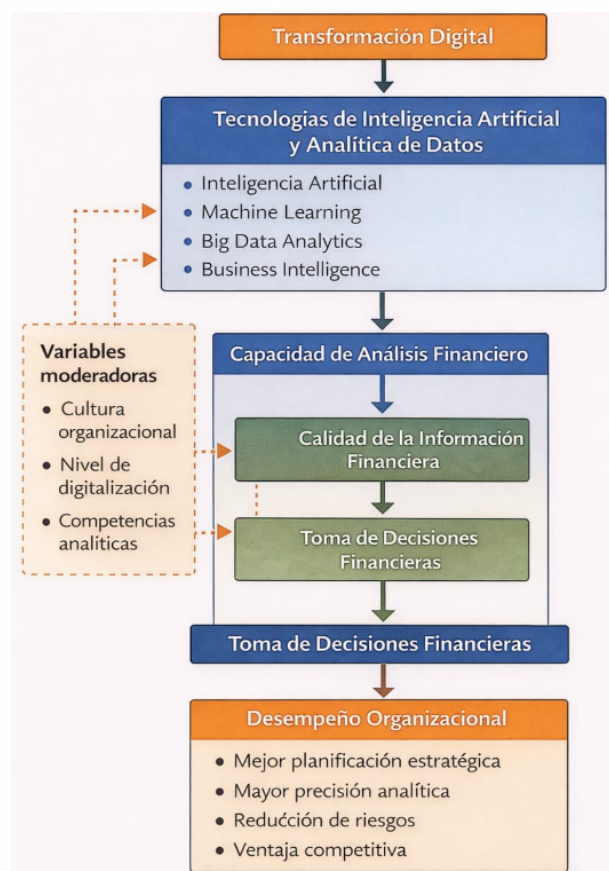
Variable	Definición	Dimensión	Indicadores	Relación en el modelo
Inteligencia artificial	Sistemas que automatizan análisis de datos mediante algoritmos y aprendizaje automático	Automatización; Aprendizaje	Uso de algoritmos, nivel de automatización, tipos de IA implementados	Variable independiente
Analítica de datos	Procesamiento de grandes volúmenes de información para extraer patrones y conocimientos	Capacidad analítica; Infraestructura	Modelos predictivos, herramientas analíticas, volumen de datos procesados	Variable independiente
Capacidad de análisis financiero	Habilidad organizacional para interpretar información financiera y generar insights	Evaluación financiera; Análisis predictivo	Indicadores financieros, modelos de valoración, precisión de pronósticos	Variable mediadora
Calidad de la información	Precisión, oportunidad y confiabilidad de los datos financieros disponibles	Confiabilidad; Oportunidad	Actualización de datos, tasas de error, completitud de registros	Variable mediadora
Toma de decisiones financieras	Proceso de selección de alternativas de inversión, financiamiento y gestión de recursos	Decisión estratégica; Gestión de riesgos	Evaluación de inversiones, optimización de carteras, reducción de incertidumbre	Variable dependiente
Desempeño organizacional	Resultados empresariales derivados de la gestión financiera y estratégica	Productividad; Rentabilidad	ROI, ROA, margen de beneficio, crecimiento de ingresos	Variable resultado

Nota. Elaboración propia a partir de los estudios revisados.

Modelo conceptual propuesto

A partir de la síntesis de la literatura y la identificación de las variables clave, se propone un modelo conceptual que explica las relaciones entre la inteligencia artificial, la analítica de datos y la toma de decisiones financieras empresariales. El modelo, representado en la Figura 2, plantea que la adopción de tecnologías analíticas (IA y analítica de datos) influye positivamente en la capacidad de análisis financiero y en la calidad de la información disponible. Estas dos variables actúan como mediadoras, potenciando el efecto de las tecnologías sobre la toma de decisiones financieras. A su vez, una toma de decisiones más informada y precisa contribuye a mejorar el desempeño organizacional.

Figura 2
Modelo conceptual propuesto



Nota. Elaboración propia a partir de Davenport (2018), Marr (2016) y Wamba et al. (2017).

Las relaciones propuestas en el modelo se fundamentan en los hallazgos de la literatura. En primer lugar, la inteligencia artificial y la analítica de datos (variables independientes) inciden directamente en la capacidad de análisis financiero, ya que proporcionan herramientas para procesar información compleja y generar insights más profundos (Davenport & Ronanki, 2018; Shmueli & Koppius, 2011). En segundo lugar, estas tecnologías mejoran la calidad de la información al permitir la depuración, integración y actualización continua de datos financieros (Marr, 2016; Wixom & Watson, 2010). En tercer lugar, tanto la capacidad de análisis como la calidad de la información (variables mediadoras) facilitan una toma de decisiones financieras más fundamentada, reduciendo la incertidumbre y permitiendo evaluar mejor las alternativas estratégicas (McAfee & Brynjolfsson, 2012; Power, 2014). Finalmente, decisiones financieras de mayor calidad se traducen en un mejor desempeño organizacional, reflejado en indicadores de rentabilidad, productividad y competitividad (Aker et al., 2016; Wamba et al., 2017).

Discusión

Los resultados obtenidos en esta revisión sistemática coinciden con investigaciones previas que destacan el papel transformador de las tecnologías analíticas en la gestión empresarial. La evidencia recopilada respalda la idea de que la inteligencia artificial y la analítica de datos no actúan directamente sobre los resultados organizacionales, sino que su impacto se canaliza a través de variables intermedias como la capacidad de análisis y la calidad de la información. Esta constatación tiene implicaciones importantes tanto para la teoría como para la práctica.

En el plano teórico, el modelo conceptual propuesto integra y sistematiza hallazgos

dispersos en la literatura, ofreciendo un marco unificado que puede guiar futuras investigaciones empíricas. La identificación de las variables mediadoras ayuda a explicar por qué algunas empresas obtienen mayores beneficios de sus inversiones tecnológicas que otras: no basta con adoptar tecnologías avanzadas; es necesario desarrollar capacidades analíticas y asegurar la calidad de los datos para que la tecnología se traduzca en mejores decisiones y, finalmente, en mejor desempeño.

En el plano práctico, el estudio sugiere que los gestores financieros y directivos deben prestar atención no solo a la adquisición de herramientas de IA y analítica, sino también a los factores organizacionales que permiten aprovecharlas. La capacitación del personal, la cultura basada en datos y la gobernanza de la información se convierten en elementos críticos para el éxito. Asimismo, la calidad de los datos financieros emerge como un requisito indispensable: sin información confiable y oportuna, incluso los algoritmos más sofisticados pueden generar conclusiones erróneas.

El estudio presenta, no obstante, algunas limitaciones que deben tenerse en cuenta. En primer lugar, al tratarse de una revisión sistemática, los hallazgos dependen de la calidad y disponibilidad de los estudios primarios. Aunque se aplicaron criterios rigurosos de selección y evaluación, es posible que existan sesgos de publicación o que algunos estudios relevantes no hayan sido identificados. En segundo lugar, la heterogeneidad metodológica de los estudios incluidos dificulta la comparación directa de resultados y limita la posibilidad de realizar meta-análisis. En tercer lugar, el modelo conceptual propuesto, aunque fundamentado teóricamente, requiere validación empírica en contextos organizacionales específicos, particularmente en economías emergentes

donde la adopción de tecnologías analíticas puede presentar particularidades.

Futuras líneas de investigación podrían orientarse a contrastar empíricamente el modelo propuesto mediante estudios cuantitativos que midan las relaciones entre las variables identificadas. Asimismo, sería valioso explorar el papel de factores contextuales como el tamaño de la empresa, el sector de actividad o el nivel de madurez digital en la configuración de estas relaciones. Finalmente, investigaciones cualitativas podrían profundizar en los procesos mediante los cuales las empresas desarrollan capacidades analíticas y mejoran la calidad de su información financiera.

CONCLUSIONES

- La inteligencia artificial y la analítica de datos se han consolidado como herramientas fundamentales para mejorar los procesos de toma de decisiones financieras en las organizaciones, aunque su impacto no es automático, sino que depende de variables mediadoras.
- La revisión sistemática de la literatura permitió identificar seis variables clave que conforman un modelo conceptual integrador: inteligencia artificial, analítica de datos, capacidad de análisis financiero, calidad de la información, toma de decisiones financieras y desempeño organizacional.
- La capacidad de análisis financiero y la calidad de la información actúan como variables mediadoras que explican la relación entre la adopción tecnológica y la mejora en la toma de decisiones, lo que sugiere que las empresas deben invertir no solo en tecnología sino también en el desarrollo de capacidades organizacionales.
- El modelo conceptual propuesto ofrece un marco teórico útil para futuras investigaciones empíricas y para la práctica empresarial, al señalar los mecanismos a través de los cuales las tecnologías analíticas contribuyen a la gestión financiera y al desempeño organizacional.
- Las principales limitaciones del estudio derivan de la heterogeneidad metodológica de los artículos revisados y la necesidad de validación empírica del modelo, especialmente en contextos de economías emergentes como el ecuatoriano.

REFERENCIAS

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2018). Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence. Harvard Business Review Press.
- Akter, S., Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Dubey, R., & Childe, S. J. (2016). How to improve firm performance using big data analytics capability and business strategy alignment? *International Journal of Production Economics*, 182, 113-131.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. W.W. Norton & Company.
- Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1165-1188.
- Chui, M., Manyika, J., & Miremadi, M. (2018). Artificial intelligence: The next digital frontier? McKinsey Global Institute.
- Cockcroft, S., & Russell, M. (2018). Big data opportunities for accounting and finance practice and research. *Australian Accounting Review*, 28(3), 323-333.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Blome, C., & Papadopoulos, T. (2019). Big data and predictive analytics and manufacturing performance: Integrating institutional theory, resource-based view and big data culture. *British Journal of Management*, 30(2), 341-361.
- George, G., Haas, M. R., & Pentland, A. (2014). Big data and management. *Academy of Management Journal*, 57(2), 321-326.
- Gunasekaran, A., Papadopoulos, T., Dubey, R., Wamba, S. F., Childe, S. J., Hazen, B., & Akter, S. (2017). Big data and predictive analytics for supply chain and organizational performance. *Journal of Business Research*, 70, 308-317.
- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15-25.
- LaValle, S., Lesser, E., Shockley, R., Hopkins, M. S., & Kruschwitz, N. (2011). Big data, analytics and the path from insights to value. *MIT Sloan Management Review*, 52(2), 21-32.
- Manyika, J., Chui, M., Brown, B., Bughin, J., Dobbs, R., Roxburgh, C., & Byers, A. H. (2011). Big data: The next frontier for innovation, competition, and productivity. McKinsey Global Institute.
- Marr, B. (2016). Big data in practice: How 45 successful companies used big data analytics to deliver extraordinary results. Wiley.

- McAfee, A., & Brynjolfsson, E. (2012). Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90(10), 60-68.
- Mikalef, P., Boura, M., Lekakos, G., & Krogstie, J. (2019). Big data analytics capabilities and innovation: The mediating role of dynamic capabilities and moderating effect of the environment. *British Journal of Management*, 30(2), 272-298.
- Power, D. J. (2014). Using 'Big Data' for analytics and decision support. *Journal of Decision Systems*, 23(2), 222-228.
- Ransbotham, S., Kiron, D., Gerbert, P., & Reeves, M. (2016). Artificial intelligence in business gets real. *MIT Sloan Management Review*, 58(4).
- Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive analytics in information systems research. *MIS Quarterly*, 35(3), 553-572.
- Shollo, A., & Galliers, R. D. (2016). Towards an understanding of the role of business intelligence systems in organisational knowing. *Information Systems Journal*, 26(4), 339-367.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S. J. F., Dubey, R., & Childe, S. J. (2017). Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70, 356-365.
- Wixom, B. H., & Watson, H. J. (2010). The BI-based organization. *International Journal of Business Intelligence Research*, 1(1), 13-28.

ANEXOS

Anexo 1 Plantilla de extracción de datos

Campo	Descripción / Instrucciones
1. Identificación del estudio	
ID del artículo	Código único (ej. EST_001)
Autor(es)	Apellidos e iniciales
Año de publicación	
País	País donde se realizó el estudio (o del primer autor)
Título completo	
Revista / Fuente	Nombre de la revista o medio de publicación
2. Características metodológicas	
Objetivo del estudio	Copiar textualmente o resumir
Tipo de estudio	Empírico (cuantitativo/cualitativo/mixto) / Revisión / Teórico
Diseño específico	Ej. transversal, longitudinal, caso de estudio, revisión sistemática
Muestra / Fuente de datos	Describir tamaño y características (ej. 150 empresas, 20 entrevistas, 50 artículos)
Técnicas de análisis	Ej. regresión, análisis de contenido, minería de datos, etc.
3. Contenido temático	
Tecnología abordada	IA / Machine Learning / Big Data / Analítica / Otra (especificar)
Contexto de aplicación	Finanzas / Contabilidad / Inversiones / Gestión general
Variables principales	Listar las variables independientes, dependientes y mediadoras identificadas
4. Hallazgos principales	
Resultados clave	Resumir en 3-5 líneas los hallazgos más relevantes
Relaciones encontradas	Describir qué variables se relacionan y en qué sentido

5. Aportes y limitaciones

Contribución teórica	¿Qué añade al conocimiento existente?
Implicaciones prácticas	¿Recomendaciones para empresas o gestores?
Limitaciones declaradas	Según los autores

6. Evaluación de calidad

Puntaje checklist (0-6)

Incluido (Sí/No)

Observaciones

Cualquier comentario adicional relevante

Nota: Esta plantilla se aplicó a cada uno de los 30 artículos seleccionados, permitiendo la comparación sistemática y la identificación de patrones para la construcción del modelo conceptual.

Anexo 2 Matriz de revisión de literatura

N°	Autor(es)	Año	País	Metodología	Tecnología	Hallazgos principales
1	Davenport & Ronanki	2018	EE.UU.	Revisión	IA	La IA mejora procesos empresariales y eficiencia operativa en finanzas
2	Marr	2016	Reino Unido	Conceptual	Big data	El big data mejora la calidad de las decisiones empresariales
3	Wamba et al.	2017	Francia	Empírico	Big data analytics	La capacidad analítica mejora el desempeño organizacional
4	Chen et al.	2012	EE.UU.	Revisión	Business analytics	La analítica transforma la gestión y la inteligencia de negocio
5	McAfee & Brynjolfsson	2012	EE.UU.	Empírico	Big data	Las empresas data-driven obtienen ventaja competitiva
6	Mikalef et al.	2019	Noruega	Empírico	Big data analytics	Capacidades analíticas median en la relación con el desempeño
7	Akter et al.	2016	Australia	Empírico	Big data analytics	Calidad de la información y capacidad analítica afectan el desempeño

N°	Autor(es)	Año	País	Metodología	Tecnología	Hallazgos principales
8	Dubey et al.	2019	India	Empírico	Big data analytics	La capacidad analítica influye en la sostenibilidad organizacional
9	Brynjolfsson & McAfee	2014	EE.UU.	Teórico	IA / Big data	La segunda era de las máquinas transforma la economía y la gestión
10	Agrawal et al.	2018	Canadá	Teórico	IA	La IA reduce el costo de la predicción mejorando decisiones
11	Manyika et al.	2011	EE.UU.	Revisión	Big data	El big data es frontera para innovación y competitividad
12	LaValle et al.	2011	EE.UU.	Empírico	Big data analytics	El camino desde insights hasta valor en la analítica de datos
13	Gunasekaran et al.	2017	Reino Unido	Empírico	Big data analytics	Capacidades analíticas mejoran desempeño en cadenas de suministro
14	Kaplan & Haenlein	2019	Francia/Alemania	Teórico	IA	Interpretaciones e implicaciones de la IA en los negocios
15	Shmueli & Koppius	2011	Israel/Países Bajos	Teórico	Predictive analytics	La analítica predictiva en investigación de sistemas de información
16	Wixom & Watson	2010	EE.UU.	Revisión	Business intelligence	Características de organizaciones basadas en BI
17	Power	2014	EE.UU.	Conceptual	Big data	Uso de big data para analítica y soporte a decisiones
18	Ransbotham et al.	2016	EE.UU.	Empírico	IA	La IA en los negocios se vuelve realidad
19	Shollo & Galliers	2016	Dinamarca/Reino Unido	Cualitativo	Business intelligence	El rol de los sistemas de BI en el conocimiento organizacional
20	Chui et al.	2018	EE.UU.	Revisión	IA	La IA como la próxima frontera digital
21	Cockcroft & Russell	2018	Australia	Revisión	Big data	Oportunidades del big data para contabilidad y finanzas

N°	Autor(es)	Año	País	Metodología	Tecnología	Hallazgos principales
22	George et al.	2014	EE.UU.	Teórico	Big data	Big data y su impacto en la gestión
23	Dubey et al. (2)	2019	India	Empírico	Big data analytics	Cultura de big data y desempeño en manufactura
24	Mikalef et al. (2)	2018	Noruega	Empírico	Big data analytics	Capacidades dinámicas y analítica de datos
25	Gupta & George	2016	EE.UU.	Empírico	Big data analytics	Construcción de capacidades de big data en empresas
26	Kiron et al.	2014	EE.UU.	Empírico	Data analytics	Cómo las empresas generan valor con analítica
27	Sharma et al.	2014	India	Empírico	Business analytics	Adopción de analítica en la toma de decisiones
28	Gandomi & Haider	2015	Canadá	Revisión	Big data	Más allá de la exageración: conceptos y métodos
29	Barton & Court	2012	EE.UU.	Conceptual	Big data	Cómo hacer que la analítica de datos funcione
30	Lavalle et al. (2)	2010	EE.UU.	Empírico	Business analytics	Diferencias entre empresas con y sin analítica avanzada