Inteligencia artificial como herramienta de apoyo a la gestión de riesgos financieros en las MiPymes: oportunidades y limitaciones

Karla Marcela Gutiérrez

Corporación Universitaria Minuto de Dios - UNIMINUTO

Rectoría Tolima-Huila

Centro Universitario Neiva

Administración Financiera

2026

Inteligencia artificial como herramienta de apoyo a la gestión de riesgos financieros en las MiPymes: oportunidades y limitaciones

Karla Marcela Gutiérrez

Monografía presentada como requisito para optar al título de Administración Financiera

Director

William Valencia Rivera

Corporación Universitaria Minuto de Dios - UNIMINUTO

Rectoría Tolima-Huila

Centro Universitario Neiva

Administración Financiera

2026

Contenido

Introducción 8
Capítulo I. Planteamiento del problema 13
1.1 Descripción del problema 13
1.2 Pregunta de investigación 14
1.3 Justificación 16
1.4 Objetivos 19
1.4.1 Objetivo general 19
1.4.2 Objetivos específicos 19
Capítulo II. Marco referencial 20
2.1 Estado del arte 20
2.2 Marco teórico 31
2.3 Marco conceptual 44
2.4 Marco legal 50
2.5 Marco geográfico 56
Capítulo III. Diseño metodológico 60
3.1 Enfoque, tipo, alcance y diseño de la investigación 60
3.2 Población documental, unidad de análisis y fuentes de información 61
3.3 Estrategia de búsqueda 63
3.4 Criterios de inclusión y exclusión 64
3.5 Procedimiento de selección y organización documental 65
3.6 Técnicas e instrumentos de recolección y análisis 66
3.7 Categorías de análisis 66
3.8 Procedimiento de análisis de la información 68
3.9 Consideraciones éticas y uso de herramientas de inteligencia artificial 69
3.10 Alcances y limitaciones del diseño 69
Capítulo IV. Resultados del análisis documental 71
4.1 Inteligencia artificial y técnicas de análisis 71
4.2 Riesgos de Crédito y de Liquidez 73
4.3 Gestión y toma de decisiones financieras 75
4.4 Condiciones, barreras y limitaciones de adopción 76
Capítulo V. Discusión 79

Conclusiones 86
Recomendaciones 88
Referencias 90

Lista de tablas

Tabla 1 Síntesis de antecedentes sobre inteligencia artificial y riesgo financiero en MiPymes.. 29
Tabla 2 Composición del corpus documental analizado..... 62
Tabla 3 Fuentes de búsqueda, términos utilizados y documentos incluidos..... 63
Tabla 4 Criterios de inclusión y exclusión de documentos..... 64
Tabla 5 Correspondencia entre objetivos específicos, categorías de análisis y resultados..... 68

Resumen

IA y riesgos de crédito y liquidez en MiPymes, enfrentan desafíos desde el momento de su puesta en marcha, estos desafíos no solo son tramites normativos y legales para su iniciación y apertura, sino que también enfrentan riesgos financieros que pueden afectar su normal desarrollo y estabilidad. No obstante, los avances tecnológicos y desarrollos de inteligencia artificial (IA) que se han ido tomando espacio en funciones del área contable y financieras en todos los sectores económicos y ofrecen nuevas posibilidades para identificar, predecir y gestionar estos riesgos. El objetivo de esta monografía es analizar, a partir de la literatura publicada entre 2020 y 2026, las oportunidades y limitaciones de la IA como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes. Se realizó una revisión documental con enfoque cualitativo y alcance descriptivo y analítico, con búsquedas en Google Académico, portales de revistas científicas, repositorios universitarios y sitios oficiales de organismos y entidades. Se seleccionaron 62 documentos, analizados en cuatro categorías. Los resultados muestran que los modelos de aprendizaje automático, en especial Random Forest y boosting, anticipan mejor el incumplimiento y la insolvencia que los métodos tradicionales, y permiten generar alertas tempranas y mejorar el pronóstico del flujo de caja. Sin embargo, la mayoría de estos modelos se ha construido desde la entidad que presta y no desde la propia MiPyme, y su utilidad depende de la calidad de los datos, el talento disponible y los costos. Se concluye que la IA es un apoyo para la gestión de estos riesgos, pero no reemplaza el criterio de quien toma las decisiones financieras.
Palabras clave: inteligencia artificial, riesgo financiero, liquidez, MiPymes, crédito, mercado, identificación.

Abstract

Micro, small and medium-sized enterprises (MSMEs) face challenges such as credit and liquidity risks, which can affect their normal development and stability and, when not managed in time, lead to insolvency. However, developments in artificial intelligence (AI) have gradually gained ground in accounting and financial functions, offering new possibilities to identify, predict and manage these risks. The objective of this monograph is to analyze, based on the literature published between 2020 and 2026, the opportunities and limitations of AI as a support for credit and liquidity risk management in MSMEs. A documentary review with a qualitative approach and a descriptive and analytical scope was carried out, through searches in Google Scholar, scientific journal portals, university repositories and official websites of organizations and institutions. Sixty-three documents were selected and analyzed in four categories. The results show that machine learning models, especially Random Forest and boosting, anticipate default and insolvency better than traditional methods, and make it possible to generate early warnings and improve cash flow forecasting. However, most of these models have been built from the perspective of the lending institution rather than that of the MSME itself, and their usefulness depends on data quality, available talent and costs. It is concluded that AI supports the management of these risks, but does not replace the judgment of those who make financial decisions.

Introducción

En Colombia, las empresas se clasifican en micro, pequeñas, medianas y grandes según sus ingresos por actividades ordinarias anuales (Presidencia de la República de Colombia, 2019), sin olvidar que una parte de la actividad económica se desarrolla en la informalidad. Las micro, pequeñas y medianas empresas (MiPymes) constituyen un componente fundamental de la estructura empresarial y productiva; su importancia se relaciona con la generación de empleo, el desarrollo de actividades comerciales y productivas, la creación de oportunidades de emprendimiento y su capacidad para dinamizar las economías nacionales y territoriales (Ministerio de Comercio, Industria y Turismo [MinCIT], 2024). No obstante, debido a su tamaño, a la disponibilidad limitada de recursos, a sus capacidades administrativas y tecnológicas y a las dificultades de acceso a financiación, estas organizaciones pueden estar particularmente expuestas a situaciones que afectan su estabilidad económica y financiera.

Entre estas situaciones se encuentran los riesgos financieros, que De Lara Haro (2005) clasifica, entre otros, en riesgo de mercado, de crédito, de liquidez y operativo (pp. 16-17). El riesgo de mercado se asocia con las pérdidas por diferencias en los precios y por movimientos en las tasas de interés y en los tipos de cambio; el de crédito, con el incumplimiento de los compromisos de pago por parte de la contraparte; el de liquidez, con la necesidad de conseguir más recursos para financiar los activos; y el operativo, con fallas en los sistemas, procedimientos o personas, incluido el fraude. En las MiPymes, estos riesgos suelen manifestarse en el endeudamiento, la insolvencia, las dificultades de flujo de caja, la reducción de ingresos y los problemas para cumplir oportunamente las obligaciones financieras. Esta monografía se centra en los riesgos de crédito y de liquidez, porque comprometen de manera directa la capacidad de pago y la continuidad de la empresa: la falta de acceso al crédito, el endeudamiento excesivo y la

falta de liquidez figuran entre las principales fuentes de riesgo financiero de las pymes colombianas (González Vidal, 2023). Gestionar estos riesgos requiere información contable y financiera suficiente, confiable, actualizada y organizada, pero esa información no siempre se elabora ni se usa: en un estudio con microempresas de Machala (Ecuador), solo el 47 % de los encuestados elaboraba un flujo de efectivo anual (Torres Dávila et al., 2024).

Paralelamente, el desarrollo de las tecnologías digitales ha generado nuevas posibilidades para procesar grandes cantidades de información y apoyar la toma de decisiones empresariales. Dentro de estas tecnologías, la inteligencia artificial se entiende como la capacidad de las computadoras y las máquinas para simular aspectos del comportamiento humano, como la resolución de problemas, la toma de decisiones y la identificación de patrones (Stryker & Kavlakoglu, 2024). Una de sus ramas es el aprendizaje automático o machine learning, que agrupa los algoritmos capaces de aprender patrones a partir de datos para clasificar información o generar predicciones (Bergmann, 2025). Estas técnicas se han utilizado en la evaluación del riesgo crediticio, la identificación de posibilidades de insolvencia, el análisis del comportamiento financiero, la evaluación de solicitudes de crédito y la generación de sistemas de alerta temprana (Ruiz Cortez, 2026).

La literatura internacional comienza a mostrar resultados relevantes, aunque desde perspectivas distintas. En el riesgo de crédito, Bitetto et al. (2023) reportaron que un modelo de bosques aleatorios superó a un modelo estadístico tradicional en la evaluación del riesgo crediticio de pequeñas y medianas empresas italianas, analizado desde la perspectiva de la entidad que presta. En la liquidez, una revisión de 35 casos encontró que los modelos de aprendizaje automático superaron a los modelos estadísticos o de reglas en la mayoría de los estudios sobre pronóstico del flujo de caja (Fardous, 2025), aunque estos modelos suelen ser

poco interpretables y la evidencia proviene sobre todo de grandes empresas (Wahyudi & Chaplot, 2025). Desde la gestión de la propia empresa, Drydakis (2022) encontró asociaciones entre determinadas aplicaciones de inteligencia artificial, entre ellas las relacionadas con la previsión del flujo de caja, y una reducción de algunos riesgos empresariales en pequeñas y medianas empresas, y Metzger et al. (2025) plantearon que los diagnósticos financieros generados con inteligencia artificial pueden fortalecer la gestión financiera de las MiPymes, aunque su efectividad depende de la preparación de la organización, de la competencia para interpretar los datos y de la disposición para actuar frente a las alertas.

Estas evidencias indican que el análisis de la inteligencia artificial en las MiPymes no debería limitarse a identificar las ventajas tecnológicas de las herramientas disponibles. También es necesario estudiar las condiciones que requiere su funcionamiento, ya que no se espera que reemplace al profesional, sino que apoye al profesional financiero o contable y al gerente para identificar los riesgos de forma oportuna (Arboleda Gallardo & Vargas Salazar, 2026; Ruiz Cortez, 2026). Una herramienta basada en inteligencia artificial depende de los datos utilizados, la forma como estos se encuentran organizados, la capacidad tecnológica de la empresa, las competencias de las personas responsables de interpretar los resultados, los costos de implementación, la seguridad de la información, la confiabilidad de los modelos y la existencia de procedimientos adecuados para incorporar sus resultados en las decisiones empresariales.

Esta consideración resulta especialmente importante para las MiPymes colombianas. En Colombia, algunas investigaciones han aplicado técnicas de aprendizaje automático a la predicción del riesgo crediticio (Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Cuesta-Mora & Gómez-Molina, 2025; Díaz Arboleda et al., 2023) y de la insolvencia (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Molina Urrego & González Jiménez, 2024), y reportan que estas técnicas

permiten analizar grandes bases de datos para anticipar el incumplimiento o la insolvencia. En su mayoría, sin embargo, el riesgo se analiza desde la entidad que presta o desde quien supervisa, y no desde la gestión propia de la empresa. En cuanto a la liquidez, estudios recientes con pymes ecuatorianas la analizan con indicadores financieros tradicionales, sin inteligencia artificial (González Pozo & Villazhañay Vicuña, 2026; Uvillús Chilig et al., 2026). Asimismo, las investigaciones sobre la digitalización de las MiPymes colombianas han identificado niveles todavía limitados de madurez digital (Sarmiento Suárez et al., 2024), situación que debe considerarse cuando se analizan tecnologías más avanzadas como la inteligencia artificial.

En el contexto regional, existen trabajos que aplican técnicas de machine learning a información empresarial del Huila, como el de Rodríguez Díaz y Lemus Cuchimba (2025) sobre la supervivencia de empresas de la cadena alimentaria, y en Neiva se ha estudiado la automatización de procesos financieros con inteligencia artificial en el sector de servicios de salud (Toloza Cardozo, 2025).

Sin embargo, mientras en los ámbitos internacional y nacional existen estudios orientados directamente al riesgo crediticio, la insolvencia, el flujo de caja y los sistemas de alerta temprana, la producción local se concentra en transformación digital, facturación electrónica, información financiera o automatización de procesos. Además, la evidencia sobre el riesgo de crédito proviene en buena medida de quien presta, y la evidencia sobre inteligencia artificial aplicada a la liquidez, de grandes empresas. Por ello, resulta pertinente una investigación documental que integre y contraste críticamente el conocimiento disponible sobre las oportunidades y limitaciones de la inteligencia artificial en la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez de las MiPymes. Una síntesis de este tipo no sustituye los estudios empíricos locales, pero puede orientar investigaciones aplicadas posteriores en contextos como el de Neiva.

En consecuencia, la presente monografía se plantea como una investigación de carácter documental. No pretende construir un algoritmo, implementar una herramienta de inteligencia artificial en una empresa determinada ni realizar encuestas o entrevistas a empresarios. Su finalidad es revisar, seleccionar, comparar, sistematizar y analizar literatura científica, académica, institucional y técnica para responder a la pregunta: ¿qué oportunidades y limitaciones identifica la literatura científica sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes?

El documento se organiza en cinco capítulos. El Capítulo I presenta el planteamiento del problema, la pregunta de investigación, la justificación y los objetivos. El Capítulo II desarrolla el marco referencial: el estado del arte y los marcos teórico, conceptual, legal y geográfico. El Capítulo III describe el diseño metodológico de la revisión documental. El Capítulo IV presentará los resultados del análisis según las cuatro categorías definidas, y el Capítulo V, la discusión. Finalmente, se incluyen las conclusiones, las recomendaciones, las referencias y los anexos.

Capítulo I. Planteamiento del problema

1.1 Descripción del problema

Las MiPymes desarrollan sus actividades en entornos de cambios constantes en la demanda, los costos, el acceso al crédito y las tasas de interés. Debido a su disponibilidad limitada de capital, una caída de ingresos, un aumento inesperado de las obligaciones, problemas en la recuperación de cartera o dificultades en el flujo de caja pueden afectar su estabilidad financiera. Gestionar estos riesgos exige información contable y financiera organizada, actualizada y confiable; sin ella, es difícil reconocer a tiempo las señales de deterioro (Valencia-Jara & Narváez-Zurita, 2021). En Neiva, Tello Perdomo (2023) identificó en pequeñas y medianas empresas del sector textil falta de utilización y control de los estados financieros y desconocimiento de indicadores, lo que muestra que contar con información no garantiza que se use para decidir.

En este escenario, la Inteligencia Artificial surge como alternativa que puede maximizar las capacidades antiguas de análisis. La literatura alcanza aplicaciones de machine learning en el riesgo de crédito (Bitetto et al., 2023; Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Díaz Arboleda et al., 2023; Cuesta-Mora & Gómez-Molina, 2025), Sin embargo, la previsión del flujo de caja (Drydakis, 2022) y, de forma relacionada, en la insolvencia (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Molina Urrego & González Jiménez, 2024). No obstante, la mayoría de estos estudios analiza el riesgo desde la entidad que presta o desde quien supervisa, y no como una herramienta de gestión de la propia MiPyme.

Trasladar estas posibilidades a las MiPymes plantean ciertas preguntas. La literatura señala que los resultados dependen de la calidad de los datos ofrecidos o cargados, la interpretación de los modelos y la gobernanza (Ruiz Cortez, 2026), y que el valor de la IA en las

gestión financiera de las MiPymes depende de la preparación organizacional, la competencia para interpretar los datos y la disposición para actuar frente a las alertas (Metzger et al., 2025). A ello se junta los niveles limitados de madurez digital de las MiPymes colombianas (Sarmiento Suárez et al., 2024) por eso se le otorga como apoyo al profesional y no, como su reemplazo (Arboleda Gallardo & Vargas Salazar, 2026).

En el Huila, y específicamente en Neiva hay antecedentes sobre machine learning y analisis empresarial (Rodríguez Díaz & Lemus Cuchimba, 2025) sobre IA en procesos financieros (Toloza Cardozo, 2025). No obstante, la evidencia dirigida a las MiPymes de Neiva es limitada y está dispersa entre transformación digital, facturación electrónica e información financiera.

Se conforma así un problema de conocimiento, existe evidencia creciente sobre el uso de la inteligencia artificial en riesgos financieros, pero está repartida entre tecnología, riesgos perspectivas y contexto, y mientras unos estudios destacan beneficios otros señalan barreras. No resulta académicamente adecuado asumir que la IA sea por si misma una solución para las MiPymes; es necesario revisar y contrasta la evidencia para establecer que condiciones puede apoyar la gestión del riesgo Crédito y Liquidez

1.2 Pregunta de investigación

¿Qué oportunidades y limitaciones identifica la literatura científica sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos crédito y liquidez en las MiPymes?

Se escogió esta opción porque la pregunta puede responderse a partir de lo que ya ha publicado la literatura científica, sin necesidad de recolectar datos en empresas. Las oportunidades y limitaciones del uso de la inteligencia artificial en la gestión de los riesgos de

crédito y de liquidez ya han sido estudiadas en investigaciones de distintos países, con diferentes técnicas, datos y contextos; por esta razón, una revisión documental permite reunir esos resultados, compararlos y establecer en qué coinciden y en qué se diferencian. Además, como la evidencia sobre este tema en las MiPymes de Neiva es escasa y está dispersa, formular la pregunta sin una delimitación territorial permite responderla con la información disponible, sin depender de estudios locales que todavía no existen.

Se eligieron los riesgos de crédito y de liquidez porque son los que afectan de manera más directa la operación diaria de las MiPymes, ya que dependen de que la empresa recupere a tiempo su cartera, acceda a financiación y cuente con el efectivo suficiente para atender sus obligaciones. En este sentido, González Vidal (2023) identificó que entre las principales fuentes de riesgo financiero de las pymes colombianas se encuentran la falta de acceso al crédito, el endeudamiento excesivo y la falta de liquidez, y que su impacto sobre la sostenibilidad de estas empresas es negativo. Cuando estos dos riesgos no se gestionan a tiempo, pueden conducir a la insolvencia; por ello, anticiparlos es una de las principales oportunidades que la literatura le atribuye a la inteligencia artificial.

1.3 Justificación

La presente investigación se justifica inicialmente por la importancia que posee la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez para la sostenibilidad de las MiPymes. Estas organizaciones dependen de su capacidad para recuperar cartera, acceder a financiación, atender sus obligaciones y mantener un flujo de efectivo suficiente para operar. Una gestión inadecuada de estas variables puede afectar la capacidad de pago, aumentar el endeudamiento y comprometer la continuidad empresarial. A ello se suma que muchas MiPymes no elaboran ni utilizan de manera regular información financiera básica, como el flujo de caja o los estados financieros, para tomar decisiones. Por esta razón, resulta pertinente estudiar nuevas herramientas que puedan complementar los procedimientos tradicionales utilizados para analizar la situación financiera.

Desde la perspectiva académica, el trabajo permitirá integrar dos campos que han adquirido creciente relevancia: la gestión de riesgos financieros y la inteligencia artificial. Las investigaciones sobre estos temas se encuentran dispersas entre disciplinas como las finanzas, la contabilidad y los sistemas de información, y abordan el riesgo de crédito, la insolvencia y el flujo de caja con enfoques, datos y contextos distintos. Además, buena parte de estos estudios analiza el riesgo desde la entidad que otorga el crédito o desde quien supervisa, y no desde la gestión de la propia empresa, mientras que los trabajos sobre inteligencia artificial aplicada a la liquidez se concentran principalmente en grandes empresas. Por ello, una revisión documental que reúna, organice y contraste esta producción permitirá comparar aplicaciones, resultados y limitaciones, y precisar qué parte de ese conocimiento resulta útil para las MiPymes.

La investigación también posee pertinencia profesional para el área de Administración Financiera. El avance de la digitalización exige que la gestión financiera no se limite al cálculo e

interpretación convencional de indicadores, sino que incorpore una comprensión progresiva de las herramientas analíticas disponibles. Estudiar la inteligencia artificial desde esta disciplina permitirá identificar qué información requieren estas tecnologías, cómo pueden complementar el análisis del flujo de caja, la cartera y la capacidad de pago y, especialmente, cuáles decisiones deben continuar dependiendo del criterio y la responsabilidad de administradores, empresarios y profesionales financieros, ya que estas herramientas apoyan su labor, pero no la reemplazan.

De igual manera, el estudio se justifica porque no pretende presentar la inteligencia artificial como una solución automática. Su aporte consiste precisamente en analizar tanto sus posibilidades como sus restricciones. Factores como la calidad de los datos, los registros contables insuficientes, la ausencia de información histórica, las capacidades tecnológicas limitadas, los costos, la ciberseguridad, el conocimiento financiero, la dificultad para interpretar los resultados de los modelos y la resistencia al cambio pueden condicionar su utilidad en las MiPymes. Examinar estas barreras con el mismo detalle que las oportunidades permite que las conclusiones se construyan a partir de la evidencia revisada y no de una idea anticipada sobre las ventajas de la inteligencia artificial.

Finalmente, el trabajo presenta una justificación regional y local. En el Huila y en Neiva existen avances relacionados con transformación digital, facturación electrónica, ciberseguridad, machine learning e inteligencia artificial en procesos financieros, pero el número de investigaciones que vinculan directamente la inteligencia artificial, las MiPymes y la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez continúa siendo reducido. Una monografía de carácter documental no puede suplir esa falta de estudios locales; sin embargo, sistematizar y contrastar la evidencia internacional y nacional permitirá construir una base conceptual que oriente

posteriores investigaciones aplicadas, programas de fortalecimiento empresarial o estudios sobre las condiciones de adopción de estas tecnologías en las MiPymes de Neiva.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Analizar las oportunidades y limitaciones mediante la literatura científica del 2020 al 2026 sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y liquidez en las MiPymes.

1.4.2 Objetivos específicos

1. Identificar en la literatura factores asociados a la gestión de los riesgos de crédito y liquidez con el apoyo o gestión de la inteligencia artificial.
2. Describir las principales aplicaciones y técnicas de inteligencia artificial utilizadas para apoyar la identificación, predicción y gestión de los riesgos de crédito y liquidez en las MiPymes.
3. Determinar las oportunidades y limitaciones asociadas al uso de herramientas de inteligencia artificial.

Capítulo II. Marco referencial

2.1 Estado del arte

El análisis de los antecedentes sobre la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez, la toma de decisiones financieras y la incorporación de herramientas de inteligencia artificial en las MiPymes muestra dificultades recurrentes relacionadas con la liquidez, el acceso al crédito, el uso de la información financiera, la anticipación de escenarios de insolvencia y la incorporación de tecnologías digitales en los procesos administrativos y financieros.

En este contexto, la inteligencia artificial (IA), el machine learning y la analítica de datos adquieren relevancia por su capacidad para apoyar la identificación, predicción, evaluación y gestión de los riesgos financieros, mediante el procesamiento de información, el reconocimiento de patrones y la generación de alertas tempranas.

Con el propósito de identificar avances, coincidencias, diferencias y vacíos, el estado del arte se organiza en cuatro ejes temáticos: las técnicas de IA y su desempeño; los riesgos analizados (crédito, liquidez e insolvencia); la perspectiva desde la cual se realiza el estudio, ya sea la entidad que presta o la propia MiPyme; y las condiciones y barreras de adopción. Al final, como se observa en la Tabla 1, se presenta una síntesis de los antecedentes más relevantes.

2.1.1 Técnicas de inteligencia artificial y su desempeño

Los primeros acercamientos al estudio predictivo del riesgo se apoyaron en métodos estadísticos tradicionales. En Ecuador, Coronel-Pangol et al. (2021) realizaron una aproximación predictiva al riesgo crediticio mediante un modelo de regresión logística aplicado a 650 empresas del sector alimenticio, y encontraron que la liquidez, el tamaño empresarial y la ubicación geográfica inciden en la probabilidad de riesgo crediticio. Este antecedente demuestra que los

riesgos financieros pueden estudiarse mediante modelos construidos a partir de información objetiva de las organizaciones.

El desarrollo reciente de estas aproximaciones ha permitido avanzar hacia la utilización de machine learning. En Colombia, Borrero-Tigreros y Bedoya-Leiva (2020) compararon redes neuronales, árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial, y encontraron que Random Forest fue el mejor modelo, con un área bajo la curva ROC de 88,29 %. Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2020) desarrollaron un modelo para anticipar la insolvencia de empresas colombianas mediante indicadores financieros y un algoritmo boosting, que alcanzó una precisión de 92,1 % un año antes del evento. Por su parte, Molina Urrego y González Jiménez (2024) utilizaron Random Forest con datos de la Superintendencia de Sociedades de 2021 y 2022, y clasificaron bien al 85 % de las empresas solventes y al 81 % de las insolventes. En el ámbito regional, Rodríguez Díaz y Lemus Cuchimba (2025) aplicaron Random Forest y XGBoost a empresas de la cadena alimentaria del Huila y mostraron posibilidades concretas para generar alertas tempranas con información regional, mientras que Ortíz et al. (2025) desarrollaron un modelo predictivo de rentabilidad con machine learning para el mismo sector.

Fuera de Colombia, Bitetto et al. (2023) encontraron que un modelo de Random Forest histórico predijo mejor la calificación de riesgo de pymes italianas que un modelo probit ordenado, y Khalid et al. (2022) reportaron que Random Forest tuvo los menores errores frente al árbol de decisión, KNN y Naive Bayes en empresas de Pakistán. Las revisiones de literatura coinciden con estos resultados. Franco (2022), a partir de un análisis bibliométrico de 327 publicaciones, identificó que XGBoost, máquinas de vectores de soporte (SVM), Random Forest y árboles de decisión presentan resultados relevantes para anticipar situaciones de quiebra empresarial. Ruiz Cortez (2026) reporta exactitudes superiores al 94 % en algunos modelos de

aprendizaje profundo y de boosting, y Fardous (2025) encontró que el machine learning superó a los modelos estadísticos en 24 de 35 estudios sobre el pronóstico del flujo de caja y la liquidez.

También aparecen nuevas herramientas. Metzger et al. (2025) usaron ChatGPT para identificar pymes en riesgo y obtuvieron una exactitud de 91,7 %. Galaviz Gutiérrez (2026) propone un modelo conceptual que integra machine learning, inteligencia artificial generativa, procesamiento del lenguaje natural y analítica empresarial para automatizar indicadores financieros, detectar anomalías y generar alertas tempranas. Galarza-Sánchez et al. (2023) encontraron que la IA generativa puede apoyar las decisiones basadas en datos, aunque advierten riesgos relacionados con información imprecisa y sesgos algorítmicos. En el sector financiero colombiano, Ávila Mogollón (2022) identificó aplicaciones de aprendizaje automático, aprendizaje profundo y big data que generan valor en la prestación de los servicios.

En este eje, los estudios coinciden en que los modelos de machine learning, en especial Random Forest y boosting, tienen mejor desempeño que los métodos estadísticos tradicionales. Sin embargo, difieren en cuánto mejoran: Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025) encontraron que los modelos logit más sencillos siguieron siendo competitivos frente a XGBoost, y en Díaz Arboleda et al. (2023) el desempeño bajó al probar el modelo con datos nuevos. Además, Hermitaño Castro (2022) y Wahyudi y Chaplot (2025) advierten que muchos de estos modelos funcionan como sistemas de «caja negra», condición que dificulta comprender las razones de sus predicciones. El vacío que se observa es que pocos estudios prueban estas técnicas con datos de MiPymes, y que la IA generativa todavía no se ha aplicado directamente al pronóstico del flujo de caja (Wahyudi & Chaplot, 2025).

2.1.2 Riesgos analizados: crédito, liquidez e insolvencia

En el contexto colombiano, González Vidal (2023) identifica entre las principales fuentes de riesgo de las pymes la falta de acceso al crédito, las variaciones de las tasas de interés, la deficiente planeación financiera, el endeudamiento excesivo y los problemas de liquidez. En la misma línea, Rodríguez Hernández y Vásquez Céspedes (2022) encontraron que las MiPymes comerciales de Villavicencio enfrentan sobre todo riesgos de liquidez y de crédito, agravados por la informalidad en el manejo de la información financiera.

El riesgo de crédito es el que más se ha estudiado con inteligencia artificial. Además de los modelos ya mencionados, Zhang et al. (2022) demostraron que la combinación de información demográfica y de comportamiento fortalece la predicción del riesgo crediticio de las pymes. Díaz Arboleda et al. (2023) propusieron un modelo de machine learning para el otorgamiento y la renovación de microcréditos dirigidos a MiPymes, destacando las dificultades que enfrentan estas empresas cuando poseen información crediticia limitada. Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025), desde el Banco de la República, incorporaron aprendizaje automático en un modelo de prueba de estrés para calcular la probabilidad de incumplimiento de firmas colombianas. Hermitaño Castro (2022), por su parte, señala que el riesgo de crédito es el más relevante entre los riesgos bancarios.

El riesgo de liquidez, en cambio, se ha estudiado principalmente con indicadores financieros y sin IA. Uvillús Chilig et al. (2026) encontraron que una mayor liquidez, medida con la prueba ácida, se asocia con menor apalancamiento en pymes manufactureras de Ecuador. González Pozo y Villazhañay Vicuña (2026) reportan que cerca de la mitad de las empresas comerciales analizadas en Quito tenía indicadores de liquidez deficitarios, y Torres Dávila et al. (2024) encontraron que solo el 47 % de los microempresarios de Machala elabora un flujo de efectivo anual. En Medellín, Higuita González (2019) identificó como factores de riesgo de

liquidez el aumento de los días de cartera, la caída del ROA y el endeudamiento a corto plazo. Valencia-Jara y Narváez-Zurita (2021), en una asociación de productores de cacao, encontraron falta de integración de la información empresarial, escasa disponibilidad de datos en tiempo real e inexistencia de perfiles estructurados de riesgo, y los socios ubicaron la liquidez como uno de sus riesgos principales. Los estudios que aplican IA a la liquidez son revisiones de literatura sobre el pronóstico del flujo de caja (Fardous, 2025; Wahyudi & Chaplot, 2025).

La insolvencia aparece como el resultado de no gestionar a tiempo estos dos riesgos. Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2020), Molina Urrego y González Jiménez (2024) y Franco (2022) la estudian con modelos de machine learning, y Metzger et al. (2025) muestran que un modelo de lenguaje puede identificar a las pymes en riesgo.

En este eje, los estudios coinciden en que el endeudamiento y los indicadores de liquidez son los factores que más se repiten. No obstante, difieren en la forma en que se relacionan: Coronel-Pangol et al. (2021) encontraron que las empresas con más liquidez mostraron mayor riesgo crediticio, lo que va en contra de la idea de que más liquidez reduce el riesgo, y González Pozo y Villazhañay Vicuña (2026) encontraron que los flujos de efectivo explican una parte mínima de la liquidez. El vacío está en el riesgo de liquidez: mientras el crédito y la insolvencia ya cuentan con modelos de IA aplicados a empresas, la liquidez de las MiPymes se ha estudiado casi siempre sin IA, y los trabajos con IA sobre liquidez se concentran en grandes empresas o en empresas públicas.

2.1.3 Perspectiva del estudio: entidad que presta o MiPyme

Un aspecto clave de los antecedentes es la perspectiva desde la cual se analiza el riesgo. Varios estudios modelan el riesgo de crédito de la MiPyme desde el banco o la entidad que le

presta, y no como una herramienta de gestión de la propia empresa. Es el caso de Bitetto et al. (2023), cuyos datos provienen de un banco de inversión y una aseguradora; Zhang et al. (2022), que predicen el riesgo de las pymes en el financiamiento de la cadena de suministro; Borrero-Tigreros y Bedoya-Leiva (2020), que trabajan con datos de compañías de financiamiento comercial; Díaz Arboleda et al. (2023), que construyen un modelo para que una entidad otorgue microcréditos; y Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025), que estiman la probabilidad de incumplimiento desde el Banco de la República. En estos casos, la pregunta que se responde es si la MiPyme le pagará a quien le presta.

Otros estudios analizan el riesgo desde un analista externo o un supervisor. Molina Urrego y González Jiménez (2024) trabajan con datos de la Superintendencia de Sociedades, y Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2020) con información financiera de 11.812 empresas colombianas, para anticipar cuáles podrían llegar a la insolvencia. Hermitaño Castro (2022) advierte, además, que el uso de estos algoritmos depende de que los reguladores los acepten.

Desde la propia MiPyme, los estudios se centran sobre todo en la gestión y el uso de la información financiera. Correa García et al. (2009) plantearon tempranamente la necesidad de establecer modelos integrales de gestión financiera para las MiPymes colombianas, considerando que la administración de los recursos financieros no debe limitarse al registro contable, sino integrarse con la planeación, el análisis y la toma de decisiones. Mayett et al. (2022), al estudiar MiPymes colombianas y mexicanas, evidenciaron la relación entre las prácticas de gestión financiera y el desempeño organizacional, y Préstamo Gil et al. (2021) encontraron que articular la administración del riesgo con la planeación financiera incrementó la capacidad de las pymes de Costa Rica para responder a la pandemia. Mejía (2021) destaca que la educación financiera ayuda a los dueños a manejar sus estados financieros, su planeación y sus riesgos. Sin embargo,

Romero Álvarez y Ramírez Montoya (2018) y Tobón Perilla et al. (2022) encontraron que muchas MiPymes usan poco su información financiera para decidir, y en Neiva, Tello Perdomo (2023) identificó debilidades en el uso de estados financieros, indicadores y control de la información en empresas del sector textil.

Los estudios que usan IA desde la propia MiPyme son pocos. Metzger et al. (2025) analizan cómo la IA generativa puede apoyar la gestión financiera de las pymes; Drydakis (2022) encontró que las pymes de Londres que usaban IA reportaron menos riesgos de negocio durante la pandemia; y Góngora Chonillo (2023) y Galaviz Gutiérrez (2026) plantean su uso para evaluar el riesgo y generar alertas en microempresas y pymes. Bal et al. (2026) también estudian la IA desde dentro de la empresa, a partir de la experiencia de quienes manejan la información financiera y el control de gestión.

En este eje, los estudios coinciden en que la mayor parte de los modelos de IA se ha construido desde quien presta o supervisa, mientras que los estudios desde la MiPyme se enfocan en la gestión y el uso de la información, en su mayoría sin IA. Se diferencian en lo que buscan responder: unos, si la empresa pagará sus obligaciones; otros, cómo la empresa puede gestionar su propio riesgo. El vacío es que todavía hay poca evidencia sobre la IA como herramienta de gestión dentro de la propia MiPyme, y la que existe se basa sobre todo en percepciones o en propuestas que aún no han sido validadas.

2.1.4 Condiciones y barreras de adopción

esde una perspectiva latinoamericana, Hernández Vega et al. (2026) concluyen que la adopción de IA entre las Pymes continúa siendo incipiente, y que sus principales obstáculos son la limitada disponibilidad de talento especializado, las restricciones de financiamiento y una

cultura digital insuficientemente desarrollada. En sentido semejante, Bravo Acosta et al. (2026) señalan que países como México, Brasil, Colombia, Chile y Argentina presentan avances en la incorporación de IA para optimizar procesos financieros, comerciales, logísticos y de atención al cliente, aunque continúan existiendo restricciones económicas y tecnológicas.

En Colombia, Muñoz-Pinzón et al. (2024) encontraron que la adopción de tecnologías asociadas con la Industria 4.0 todavía es limitada entre las Pymes, con dificultades relacionadas con la infraestructura tecnológica, los costos de inversión, la ciberseguridad y la resistencia organizacional frente al cambio. Sarmiento Suárez et al. (2024) analizaron la digitalización de 3.708 MiPymes colombianas y evidenciaron un nivel bajo de madurez digital en tecnologías básicas, hallazgo relevante porque la adopción de sistemas de IA requiere capacidades tecnológicas previas. Mondragón Silva y Pechene Velasco (2022) encontraron que, aunque las Fintech están en auge en el país, muchas MiPymes las desconocen junto con los productos de financiación que ofrecen.

En la gestión financiera, Herrera-Sánchez y Casanova-Villalba (2024) identificaron que la IA favorece la automatización contable y la predicción de riesgos, pero que su implementación requiere superar dificultades de integración tecnológica y de disponibilidad de personal especializado. Góngora Chonillo (2023) señala barreras de infraestructura, capacitación y resistencia al cambio en las microempresas. De La Hoz Suárez et al. (2024) y Arboleda Gallardo y Vargas Salazar (2026) destacan que la IA no reemplaza el juicio profesional ni el criterio del directivo, sino que funciona como una herramienta de apoyo.

La calidad de la información aparece como una condición central. Bal et al. (2026) estudiaron la digitalización del control de gestión en empresas de la región de Souss-Massa, en Marruecos, una economía emergente, mediante entrevistas a 18 profesionales de finanzas y

control de gestión y una encuesta a 68 profesionales, cerca de la mitad de ellos en empresas de menos de 50 empleados. Los autores encontraron que digitalizar la contabilidad no mejoró por sí solo el desempeño financiero, y que la inteligencia artificial por sí sola tampoco lo hizo; el efecto solo fue significativo cuando la digitalización y la IA estuvieron acompañadas de datos confiables, integrados y de buena calidad. Por esta razón, concluyen que la IA no es una herramienta suficiente para mejorar el desempeño financiero si no existe una base de datos confiables, y recomiendan que las empresas incluyan la calidad de los datos dentro de la gestión de sus riesgos financieros, al mismo nivel que los riesgos de mercado, de crédito y de liquidez. En las entrevistas, los profesionales también señalaron como obstáculos la falta de competencias, la dificultad para integrar la IA con los sistemas existentes, los altos costos y la confiabilidad variable de la información. Sin embargo, sus resultados se basan en la percepción de los encuestados y en una muestra pequeña. En la misma línea, Henao Mora (2025) señala que la IA funciona cuando los datos son confiables, el modelo explica sus decisiones y se le hace seguimiento.

En el ámbito regional y local, los estudios se centran en la transformación digital. Ortiz et al. (2021), vinculadas al SENA Regional Huila, resaltaron la importancia de incorporar herramientas digitales para fortalecer los procesos y la permanencia de las MiPymes en el mercado. Robles Puentes et al. (2026) encontraron importantes brechas de gobernanza, capacitación y madurez tecnológica en la ciberseguridad de las MiPymes del Huila. En Neiva, Villalba Rincón y Pérez Naranjo (2022) fortalecieron cinco MiPymes mediante soluciones digitales; Cabrera García y Hermosa Pascuas (2024) abordaron la integración de IA y neuromarketing en microempresas de modistería, desde una perspectiva comercial; y Celis Murcia et al. (2025) encontraron un nivel reducido de incorporación de la facturación

electrónica. El antecedente local más cercano es el de Toloza Cardozo (2025), quien estudió la incidencia de la IA en la automatización de procesos financieros de empresas del sector salud de Neiva y encontró que puede reducir costos, optimizar tiempos y aumentar la precisión de la información, pero que enfrenta resistencia al cambio, falta de formación tecnológica y limitaciones de infraestructura.

En este eje, los estudios coinciden en que la falta de talento y capacitación, la infraestructura limitada, los costos y la débil cultura digital son las barreras más frecuentes, y en que la calidad de los datos es una condición previa para que la IA genere resultados (Bal et al., 2026; Henao Mora, 2025). Se diferencian en el nivel de adopción que describen: Bravo Acosta et al. (2026) muestran avances en algunos países, mientras que Hernández Vega et al. (2026) la describen como incipiente; y en Neiva, Cabrera García y Hermosa Pascuas (2024) encuentran apertura frente a nuevas tecnologías, mientras que Toloza Cardozo (2025) encuentra resistencia al cambio. El vacío es que ninguno de estos estudios relaciona las barreras de adopción con la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez de las MiPymes; Bal et al. (2026) se acercan al recomendar que la calidad de los datos se gestione como un riesgo financiero más, pero no miden estos riesgos.

Tabla 1 *Síntesis de antecedentes sobre inteligencia artificial y riesgo financiero en MiPymes*

Autor (año)	País	Tipo de fuente	Técnica de IA	Riesgo	Perspectiva	Hallazgo principal	Limitación
Bitetto et al. (2023)	Italia	Artículo científico	Random Forest	Crédito	Entidad que presta	Random Forest clasificó mejor el riesgo de las pymes que el modelo probit.	Periodo corto (2015–2017) y datos privados.
Borrero-Tigreros y Bedoya-Leiva (2020)	Colombia	Artículo científico	Random Forest, redes neuronales y SVM	Crédito	Entidad que presta	Random Forest fue el mejor modelo (AUC 88,29 %).	Datos de compañías de financiamiento, no de MiPymes.

Autor (año)	País	Tipo de fuente	Técnica de IA	Riesgo	Perspectiva	Hallazgo principal	Limitación
Zhang et al. (2022)	China	Artículo científico	Aprendizaje automático	Crédito	Entidad que presta	Los datos de comportamiento mejoran la predicción del riesgo.	Solo financiamiento de la cadena de suministro.
Díaz Arboleda et al. (2023)	Colombia	Tesis / trabajo de grado	Gradient Boosting	Crédito	Entidad que presta	Detectó al 55 % de los clientes en mora.	Una sola entidad; sobreajuste.
Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025)	Colombia	Documento institucional	XGBoost	Crédito	Analista externo / supervisor	XGBoost fue el mejor, aunque el logit siguió siendo competitivo.	No se centra en MiPymes.
Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2020)	Colombia	Artículo científico	Boosting	Insolvencia	Analista externo / supervisor	Anticipó la insolvencia con 92,1 % de precisión un año antes.	Muestra desbalanceada (58 de 11.812).
Molina Urrego y González Jiménez (2024)	Colombia	Tesis / trabajo de grado	Random Forest	Liquidez	Analista externo / supervisor	Identificó al 81 % de las pymes insolventes.	Falsos positivos; pocas empresas insolventes.
Rodríguez Díaz y Lemus Cuchimba (2025)	Colombia (Huila)	Tesis / trabajo de grado	Random Forest y XGBoost	Liquidez	Analista externo / supervisor	Permitió generar alertas tempranas con datos regionales.	Falta confirmar si son MiPymes.
Metzger et al. (2025)	Reino Unido	Artículo científico	ChatGPT	Liquidez	MiPyme (gestión propia)	Identificó pymes en riesgo con 91,7 % de exactitud.	Modelo de caja negra.
Fardous (2025)	Sin país definido	Artículo científico	Árboles, boosting y modelos híbridos	Liquidez	Mixta	El machine learning superó a los modelos tradicionales en el pronóstico del capital de trabajo.	Estudios poco comparables.
Wahyudi y Chaplot (2025)	Sin país definido	Artículo científico	LSTM e IA generativa	Liquidez	Mixta	Mejor precisión en el pronóstico del flujo de caja, pero poca interpretabilidad.	Empresas que cotizan en bolsa.

Autor (año)	País	Tipo de fuente	Técnica de IA	Riesgo	Perspectiva	Hallazgo principal	Limitación
Galaviz Gutiérrez (2026)	México	Artículo científico	Aprendizaje automático e IA generativa	Varios	MiPyme (gestión propia)	Propone un modelo de alertas tempranas desde los estados financieros.	Modelo no validado.
Drydakis (2022)	Reino Unido	Artículo científico	IA en general	Varios	MiPyme (gestión propia)	Las pymes con IA reportaron menos riesgos durante la pandemia.	Datos autorreportados.
Hernández Vega et al. (2026)	América Latina	Artículo científico	IA en general	Varios	MiPyme (gestión propia)	La adopción de IA en las Pymes es incipiente.	Literatura hasta 2025.
Bal et al. (2026)	Marruecos	Artículo científico	IA en el control de gestión	No aplica	MiPyme (gestión propia)	La IA solo mejoró el desempeño con datos de calidad.	Muestra pequeña y percepciones.
Toloza Cardozo (2025)	Colombia (Neiva)	Tesis / trabajo de grado	IA en procesos financieros	Operativo	MiPyme (gestión propia)	Reduce costos y tiempos, pero enfrenta resistencia al cambio.	Solo sector salud.

Nota. Elaboración propia con base en las fuentes citadas.

2.2 Marco teórico

La investigación sobre la inteligencia artificial como herramienta de apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las micro, pequeñas y medianas empresas MiPymes se sustenta en la relación entre tres enfoques teóricos. El primero corresponde a la teoría del riesgo financiero y a los modelos de predicción de quiebra e insolvencia, que explican cómo la información contable permite anticipar el deterioro financiero de una empresa y constituyen la línea base frente a la cual se compara el aprendizaje automático. El segundo corresponde a la

inteligencia artificial, en particular el aprendizaje automático y la analítica predictiva, que amplían la capacidad de identificar patrones y generar alertas a partir de los datos. El tercero corresponde a las teorías de adopción tecnológica y de capacidades dinámicas, que explican por qué una misma herramienta puede producir resultados distintos según la tecnología disponible, la organización y el entorno de cada empresa. Desde esta perspectiva, las organizaciones requieren no solamente registrar y controlar sus operaciones financieras, sino también desarrollar capacidades que les permitan anticipar amenazas, analizar escenarios y tomar decisiones con base en información confiable y oportuna.

2.2.1 Gestión financiera en las MiPymes

La gestión financiera comprende el conjunto de procesos relacionados con la planeación, administración, control y evaluación de los recursos económicos de una organización. En las MiPymes adquiere especial importancia debido a que estas empresas suelen operar con menores niveles de capital, mayor sensibilidad frente a cambios en el entorno económico y limitaciones en materia de liquidez, financiamiento, infraestructura tecnológica y talento humano especializado. Por ello, Correa García et al. (2009) plantean que la gestión financiera de las MiPymes no debe limitarse al registro contable, sino integrarse con la planeación, el análisis y la toma de decisiones estratégicas.

Una adecuada gestión financiera permite evaluar la capacidad de una empresa para generar ingresos, administrar sus obligaciones, controlar sus costos y mantener niveles adecuados de liquidez y rentabilidad. En este sentido, el análisis financiero constituye un mecanismo fundamental para conocer la situación económica de la organización y apoyar la toma de decisiones, y las prácticas de gestión financiera se han relacionado con el desempeño de las MiPymes (Mayett et al., 2022).

Indicadores como la liquidez, el nivel de endeudamiento, la rentabilidad, la rotación de cartera, el capital de trabajo y el flujo de efectivo permiten identificar señales que pueden anticipar dificultades financieras. Sin embargo, cuando la información financiera no se encuentra actualizada, organizada o analizada adecuadamente, aumenta la posibilidad de tomar decisiones basadas en intuiciones y no en evidencia. Esta situación es frecuente en las empresas de menor tamaño. En pymes colombianas, aunque el 53 % presentaba estados financieros comparativos, solo el 36 % los utilizaba para decidir (Tobón Perilla et al., 2022). En otro estudio, el 61,1 % de los gerentes aplicaba un nivel básico de análisis financiero y el 32,7 % no revisaba la información financiera (Romero Álvarez & Ramírez Montoya, 2018). Y en microempresas ecuatorianas, solo el 47 % elaboraba un flujo de efectivo anual (Torres Dávila et al., 2024).

2.2.2 Riesgo financiero

El riesgo financiero puede entenderse como la posibilidad de que una organización experimente pérdidas económicas o dificultades para cumplir sus obligaciones como consecuencia de factores internos o externos, en coherencia con la noción de riesgo como efecto de la incertidumbre sobre los objetivos (International Organization for Standardization [ISO], 2018). Para las MiPymes, esta situación adquiere especial relevancia debido a su vulnerabilidad frente a cambios en las ventas, las tasas de interés, los costos, el comportamiento de los clientes y las condiciones del mercado.

De Lara Haro (2005) clasifica los riesgos financieros, entre otros, en riesgo de mercado, de crédito, de liquidez y operativo. Esta monografía se centra en los dos primeros que afectan de forma directa la capacidad de pago de la empresa: el riesgo de crédito y el riesgo de liquidez.

El riesgo de crédito surge cuando clientes, proveedores u otras contrapartes incumplen compromisos financieros previamente establecidos (De Lara Haro, 2005). En la MiPyme este

riesgo tiene dos caras. Por un lado, la empresa lo enfrenta en su cartera, cuando sus clientes no pagan o pagan tarde. Por otro, la propia MiPyme es sujeto de crédito, y las entidades financieras evalúan la probabilidad de que ella incumpla. Buena parte de los modelos con inteligencia artificial se ha desarrollado desde esta segunda perspectiva, la de quien presta (Bitetto et al., 2023; Díaz Arboleda et al., 2023), por lo que sus resultados no pueden trasladarse sin matices a la gestión interna de la empresa.

El riesgo de liquidez se relaciona con la posibilidad de que una empresa no disponga de efectivo suficiente para cumplir oportunamente sus obligaciones, o deba conseguir recursos adicionales para financiar sus activos (De Lara Haro, 2005). Se mide habitualmente con indicadores como la liquidez corriente, la prueba ácida, el capital de trabajo y el ciclo de conversión del efectivo (González Pozo & Villazhañay Vicuña, 2026; Uvillús Chilig et al., 2026). En pymes manufactureras de Ecuador, una mayor liquidez se asoció con menor apalancamiento y menor endeudamiento, lo que muestra la relación entre la liquidez y la solvencia de la empresa (Uvillús Chilig et al., 2026).

El riesgo de mercado se presenta como consecuencia de cambios en variables económicas como tasas de interés, inflación, precios o tasas de cambio (De Lara Haro, 2005). Aunque afecta a las MiPymes, no hace parte del foco de esta monografía. Finalmente, el riesgo operativo se relaciona con errores humanos, fallas tecnológicas, procesos inadecuados, fraude o interrupciones en la operación. Aunque De Lara Haro (2005) lo incluye entre los riesgos financieros porque sus fallas se traducen en pérdidas económicas, su origen no está en las variables financieras sino en los procesos, las personas y los sistemas. Por esta razón, esta monografía no lo aborda como objeto de estudio. Solo se considera cuando las fallas de datos o de sistemas condicionan el funcionamiento de las herramientas de inteligencia artificial

(categoría 4). La gestión del riesgo financiero implica, por tanto, identificar los factores de riesgo, medir su posible impacto, establecer prioridades y diseñar mecanismos para prevenir, reducir, transferir o controlar sus consecuencias (ISO, 2018).

2.2.3 Riesgo de insolvencia y su diferencia con la iliquidez

El El riesgo de insolvencia se entiende como la posibilidad de que una empresa no pueda pagar sus obligaciones financieras, situación que puede conducirla al cierre (Molina Urrego & González Jiménez, 2024). Se diferencia de la iliquidez por el plazo de las obligaciones: la liquidez refleja la capacidad de cumplir puntualmente con las obligaciones de corto plazo mediante el uso de los activos corrientes, mientras que la solvencia es la capacidad de cumplir con las obligaciones de mediano y largo plazo, incluidos los pagos de capital e intereses (Uvillús Chilig et al., 2026). Por ello, una empresa puede ser solvente, porque sus activos superan sus pasivos, y aun así atravesar un problema de iliquidez si no logra convertir esos activos en efectivo a tiempo. Sin embargo, la baja liquidez combinada con altos niveles de deuda aumenta el riesgo de insolvencia (Uvillús Chilig et al., 2026), y las empresas muy endeudadas pueden llegar a ella si no logran cumplir con sus obligaciones (Molina Urrego & González Jiménez, 2024). Por esta razón, en esta monografía los riesgos de crédito y de liquidez se consideran antecedentes de la insolvencia, y esta es el desenlace que buscan anticipar muchos modelos de predicción.

En Colombia, el régimen de insolvencia empresarial está regulado por la Ley 1116 de 2006, cuya finalidad es la protección del crédito y la recuperación y conservación de la empresa como unidad de explotación económica y fuente generadora de empleo, mediante los procesos de reorganización y de liquidación judicial (Congreso de la República de Colombia, 2006, art. 1). La ley establece dos supuestos para iniciar un proceso de reorganización (art. 9). El primero es la

cesación de pagos: el deudor incumple por más de noventa días dos o más obligaciones con dos o más acreedores, y su valor acumulado representa al menos el 10 % del pasivo total. El segundo es la incapacidad de pago inminente: existen circunstancias que afectan o pueden afectar gravemente el cumplimiento de las obligaciones que vencen en el año siguiente. Estos supuestos muestran cómo el incumplimiento en los pagos, es decir, el deterioro del crédito y de la liquidez, se convierte en la puerta de entrada a la insolvencia. Por ello, varios estudios colombianos utilizan la admisión a estos procesos ante la Superintendencia de Sociedades como criterio para identificar a las empresas insolventes (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Molina Urrego & González Jiménez, 2024).

2.2.4 Modelos de predicción de quiebra e insolvencia

La posibilidad de anticipar la insolvencia a partir de la información contable tiene una larga tradición teórica. Beaver (1966) demostró, mediante un análisis univariado, que algunas razones financieras permitían distinguir entre empresas que fracasaban y empresas que no, varios años antes del fracaso; entre ellas destacó la relación entre el flujo de caja y la deuda total. Altman (1968) combinó varias razones financieras mediante análisis discriminante múltiple en un solo indicador, el puntaje Z, para clasificar a las empresas manufactureras según su riesgo de quiebra. Posteriormente, Ohlson (1980) propuso un modelo de regresión logística que estima directamente la probabilidad de quiebra y relaciona este riesgo con el tamaño de la empresa, su estructura financiera, su desempeño y su liquidez.

Estos modelos estadísticos constituyen la línea base frente a la cual se compara el aprendizaje automático. La regresión logística continúa utilizándose para estudiar el riesgo crediticio de las empresas (Coronel-Pangol et al., 2021). Sin embargo, estudios recientes reportan que algoritmos como el boosting superan a la regresión logística y a las máquinas de soporte

vectorial en la predicción de la insolvencia (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020). La literatura identifica que XGBoost, Random Forest y los árboles de decisión presentan mayor capacidad que los métodos tradicionales para anticipar la quiebra (Franco, 2022). Con todo, en algunos casos los modelos sencillos siguen siendo competitivos (Cuesta-Mora & Gómez-Molina, 2025). Así, la teoría de la predicción de quiebra aporta a esta monografía tanto las variables de referencia (liquidez, endeudamiento, rentabilidad y tamaño) como el criterio para valorar si la inteligencia artificial representa una mejora real frente a los métodos tradicionales.

2.2.5 Identificación, predicción y gestión de riesgos financieros

La identificación constituye la primera etapa de la administración del riesgo (ISO, 2018). Consiste en reconocer acontecimientos, situaciones o variables que pueden afectar negativamente los resultados financieros de la empresa. Su calidad depende de los sistemas de información: la falta de integración de la información, la escasa disponibilidad de datos en tiempo real y la ausencia de perfiles de riesgo dificultan identificar y evaluar oportunamente los riesgos (Valencia-Jara & Narváez-Zurita, 2021).

En el contexto de las MiPymes, pueden considerarse señales de alerta la disminución sostenida de ventas, el crecimiento de las cuentas por cobrar, los retrasos en pagos, un nivel elevado de endeudamiento, la reducción del flujo de efectivo o el incremento de costos operativos. La predicción representa un nivel más avanzado de análisis. Su propósito consiste en utilizar información histórica y actual para estimar la probabilidad de ocurrencia de acontecimientos futuros (Finn & Smalley, 2022). Mediante modelos estadísticos y tecnologías de inteligencia artificial es posible detectar patrones difíciles de reconocer mediante procedimientos convencionales.

La gestión comprende las acciones adoptadas después de identificar y evaluar el riesgo (ISO,2018). Estas pueden incluir modificaciones en las políticas de crédito, renegociación de obligaciones, control de gastos, diversificación de fuentes de ingresos, establecimiento de reservas de liquidez y adopción de herramientas de seguimiento financiero.

De esta manera, identificación, predicción y gestión constituyen procesos complementarios que pueden fortalecerse mediante herramientas digitales. Galaviz Gutiérrez (2026) propone integrarlos en un modelo por etapas que va de los estados financieros y la preparación de datos al procesamiento con inteligencia artificial, la emisión de alertas tempranas, la interpretación profesional y la adopción de decisiones preventivas.

2.2.6 Inteligencia artificial

La inteligencia artificial puede entenderse como el conjunto de sistemas, métodos y tecnologías capaces de realizar actividades que tradicionalmente requieren capacidades humanas, tales como reconocer patrones, analizar información, aprender de experiencias previas, generar predicciones y apoyar procesos de decisión (Stryker & Kavlakoglu, 2024). La Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos precisa que un sistema de inteligencia artificial es un sistema basado en máquinas que, a partir de la información que recibe, infiere cómo generar resultados como predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones, que pueden influir en entornos físicos o virtuales (Organisation for Economic Co-operation and Development [OECD], 2024).

En el ámbito empresarial, la inteligencia artificial ha ampliado las posibilidades de automatización y análisis de información. Su aplicación en las finanzas permite procesar grandes cantidades de datos en menor tiempo, detectar comportamientos atípicos, construir modelos predictivos y generar recomendaciones orientadas a apoyar la toma de decisiones. En el caso de

las pymes, la literatura reporta su uso para anticipar señales de riesgo de crédito, de flujo de caja y de quiebra (Henao Mora, 2025).

No obstante, la IA debe concebirse como una herramienta de apoyo y no como un sustituto automático del criterio profesional. La calidad de sus resultados depende en gran medida de los datos utilizados, los modelos seleccionados y la adecuada interpretación de los resultados. A esto se suma que muchos algoritmos funcionan como «cajas negras», cuyo resultado es difícil de explicar, lo que limita su aceptación por parte de los reguladores (Hermitaño Castro, 2022).

2.2.7 Aprendizaje automático (machine learning) y analítica predictiva

Dentro de la inteligencia artificial, el aprendizaje automático o machine learning ocupa un lugar relevante. Este enfoque permite que los sistemas reconozcan relaciones existentes en los datos y mejoren determinadas tareas predictivas a partir de la información disponible, sin que cada regla tenga que programarse de forma explícita (Bergmann, 2025).

En el campo financiero, los modelos de machine learning pueden utilizarse para estimar probabilidades de incumplimiento (Bitetto et al., 2023), clasificar clientes según niveles de riesgo, detectar transacciones anómalas, predecir problemas de liquidez (Fardous, 2025) y anticipar dificultades financieras como la insolvencia (Molina Urrego & González Jiménez, 2024).Entre los algoritmos comúnmente utilizados se encuentran árboles de decisión, regresión logística, Random Forest, máquinas de soporte vectorial, redes neuronales y modelos de potenciación como XGBoost (Franco, 2022; Hermitaño Castro, 2022). En el pronóstico del flujo de caja y de la liquidez, el machine learning superó a los modelos estadísticos o de reglas en 24 de 35 estudios revisados, con más frecuencia en los modelos basados en árboles (Fardous, 2025).

Sin embargo, esta mayor precisión suele venir acompañada de una menor capacidad para explicar los resultados (Wahyudi & Chaplot, 2025).

La analítica predictiva, por su parte, combina técnicas estadísticas, datos históricos y algoritmos computacionales para estimar escenarios futuros (Finn & Smalley, 2022). Aplicada a las MiPymes, puede convertirse en un mecanismo de alerta temprana frente a posibles dificultades financieras.

2.2.8 Inteligencia artificial generativa

La inteligencia artificial generativa representa una evolución reciente de estas tecnologías, orientada a crear contenido nuevo (Stryker & Kavlakoglu, 2024). Su capacidad para interpretar lenguaje natural y generar contenido permite que empresarios sin conocimientos avanzados de programación puedan interactuar con sistemas de análisis mediante instrucciones relativamente sencillas.

En el ámbito financiero, estas herramientas pueden facilitar la interpretación de estados financieros, la elaboración de escenarios, la explicación de indicadores y la organización de información empresarial. Metzger et al. (2025) probaron un modelo de lenguaje con los estados financieros de 1.150 pymes del Reino Unido y encontraron que identificó a las empresas con riesgo de no continuar en funcionamiento con una exactitud global del 91,7 %. Sin embargo, sus resultados deben verificarse, puesto que estos sistemas pueden producir interpretaciones incorrectas o sesgadas cuando trabajan con información incompleta, desactualizada o poco confiable (Galarza-Sánchez et al., 2023). Además, la evidencia sobre su uso en el pronóstico del flujo de caja todavía es escasa (Wahyudi & Chaplot, 2025).

2.2.9 Transformación digital y adopción tecnológica

La transformación digital no consiste únicamente en adquirir herramientas tecnológicas. Implica modificar procesos, capacidades organizacionales y formas de tomar decisiones.

Para explicar por qué unas empresas adoptan una tecnología y otras no, Tornatzky y Fleischer (1990) proponen el marco Tecnología–Organización–Entorno (TOE). Según este marco, la decisión de adoptar una innovación depende de tres contextos: el tecnológico, que comprende las tecnologías disponibles y sus características; el organizacional, que incluye el tamaño de la empresa, su estructura, sus recursos y su comunicación interna; y el del entorno, que abarca el sector, los competidores, la regulación y el acceso a proveedores y a apoyo tecnológico. De manera complementaria, Rogers (2003) explica que la adopción depende de cómo las personas perciben la innovación: su ventaja frente a lo que ya usan, su compatibilidad con sus prácticas, su complejidad, la posibilidad de probarla y la visibilidad de sus resultados. Mientras el marco TOE explica las condiciones de la empresa, la teoría de Rogers ayuda a entender la decisión del propietario o administrador, que en la MiPyme suele ser quien decide.

Para que una MiPyme pueda aprovechar efectivamente la inteligencia artificial necesita contar con información suficientemente organizada e infraestructura tecnológica básica (contexto tecnológico), personas capaces de interpretar los resultados y disposición organizacional para incorporar nuevas formas de trabajo (contexto organizacional), y acceso a financiamiento, proveedores y reglas claras (contexto del entorno). La evidencia muestra que estas condiciones todavía son débiles. En Colombia, la adopción de tecnologías de la industria 4.0 en las pymes es baja, y sus barreras más comunes son la falta de infraestructura y los altos costos (Muñoz-Pinzón et al., 2024). Una parte importante de las MiPymes colombianas presenta un nivel bajo de madurez digital incluso en tecnologías básicas (Sarmiento Suárez et al., 2024). En América Latina, la adopción de IA en las pymes sigue siendo incipiente por la falta de talento, el poco

acceso a financiamiento y una débil cultura digital (Hernández Vega et al., 2026), y en las microempresas se suman la falta de capacitación y la resistencia al cambio (Góngora Chonillo, 2023).

De esta manera, la adopción de inteligencia artificial está condicionada por factores tecnológicos, económicos, humanos y culturales. Por ello, una herramienta técnicamente avanzada puede tener poca utilidad práctica si la empresa no posee información confiable o capacidades para utilizarla.

2.2.10 Capacidades dinámicas, inteligencia artificial y toma de decisiones financieras

La toma de decisiones financieras implica seleccionar alternativas relacionadas con inversión, financiación, liquidez, costos, endeudamiento y utilización de los recursos disponibles.

Tradicionalmente, muchas decisiones en las pequeñas empresas han dependido de la experiencia personal del propietario o administrador. Aunque dicha experiencia conserva importancia, la disponibilidad de herramientas digitales permite complementar el criterio empresarial con información cuantitativa.

La teoría de las capacidades dinámicas ayuda a explicar esta relación. Teece et al. (1997) definen las capacidades dinámicas como la habilidad de la empresa para integrar, construir y reconfigurar sus competencias internas y externas con el fin de responder a entornos que cambian rápidamente. Desde este enfoque, la ventaja de una empresa no depende solo de los recursos que posee, sino de cómo los combina y los renueva. Drydakis (2022) aplicó este marco a 317 pymes de Londres durante la pandemia de COVID-19 y encontró que las que usaban inteligencia artificial reportaron menores riesgos de negocio. Aunque este resultado se basa en la percepción de las propias empresas, sugiere que la IA aporta valor cuando se convierte en una capacidad de la organización y no cuando solo se adquiere.

Desde esta perspectiva, la inteligencia artificial puede apoyar una transición desde decisiones fundamentalmente intuitivas hacia decisiones asistidas por datos. Su principal aporte no consiste en reemplazar al empresario, sino en suministrar información que facilite la comprensión del riesgo antes de adoptar una determinada decisión. Así lo muestran también los estudios en auditoría financiera, donde la IA agiliza el análisis pero no reemplaza el juicio profesional (De La Hoz Suárez et al., 2024), y la utilidad de una alerta temprana depende de que la empresa sepa interpretarla y actuar a partir de ella (Metzger et al., 2025).

2.2.11 Relación entre los enfoques teóricos

Los enfoques expuestos se relacionan entre sí y dan origen a las categorías de análisis de esta monografía. La teoría del riesgo financiero y el régimen de insolvencia definen qué se busca anticipar: el deterioro del crédito y de la liquidez que puede conducir a la insolvencia (categoría 2). Los modelos de predicción de quiebra de Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980) ofrecen las variables y la línea base frente a la cual se valoran las técnicas de inteligencia artificial y aprendizaje automático (categoría 1). La teoría de las capacidades dinámicas explica cómo esos resultados pueden convertirse en mejores decisiones de gestión dentro de la empresa (categoría 3). Por último, el marco TOE y la teoría de la difusión de innovaciones explican las condiciones y barreras que facilitan o impiden que una MiPyme adopte estas herramientas (categoría 4).

Esta relación también permite precisar una limitación de la literatura. Buena parte de los modelos se ha desarrollado desde la perspectiva de quien presta o supervisa, mientras que las teorías de capacidades y de adopción ponen el énfasis en la propia empresa. Por ello, una técnica que funciona bien para un banco o un supervisor no necesariamente se traduce en una mejor gestión del riesgo dentro de la MiPyme. Esa distancia entre lo que la IA permite predecir y lo

que la MiPyme puede aprovechar es, precisamente, el espacio en el que se ubican las oportunidades y limitaciones que analiza esta monografía.

2.3 Marco conceptual

Para efectos de la presente investigación se adoptan los siguientes conceptos:

Inteligencia artificial (IA). Se entiende como un sistema basado en máquinas que, a partir de determinados objetivos explícitos o implícitos, procesa información de entrada para generar resultados como predicciones, contenidos, recomendaciones o decisiones que pueden influir en entornos físicos o virtuales (Organisation for Economic Co-operation and Development [OECD], 2024).

Machine learning o aprendizaje automático. Corresponde al subcampo de la inteligencia artificial que se ocupa de la detección automática de patrones en los datos. Estos sistemas aprenden a realizar una tarea a partir de la experiencia, es decir, de los datos, en lugar de ser programados de forma explícita (Khalid et al., 2022). En consecuencia, pueden utilizar la información aprendida para generar clasificaciones o predicciones, y en el ámbito financiero han mostrado mayor capacidad que los métodos estadísticos tradicionales para construir modelos de predicción y clasificación (Franco, 2022).

Analítica predictiva. Comprende el conjunto de técnicas basadas en datos, tanto estadísticas como de aprendizaje automático, que aprenden patrones a partir de datos históricos y de contexto para predecir resultados futuros. En la gestión del capital de trabajo, se convierte en una capacidad de apoyo a la decisión para pronosticar el flujo de caja y la liquidez (Fardous, 2025).

Inteligencia artificial generativa. Es una categoría de la inteligencia artificial con la capacidad de crear nuevos contenidos a partir de grandes volúmenes de datos, emulando procesos humanos como la escritura, el diseño y la conversación (Galarza-Sánchez et al., 2023). Sus modelos de lenguaje, como ChatGPT, han sido entrenados con grandes cantidades de texto, lo que les permite comprender y generar lenguaje similar al humano. Facilitan además una interacción sencilla con los datos, lo que reduce la dependencia de las pymes frente a equipos técnicos especializados (Metzger et al., 2025). Su aplicación puede facilitar la interpretación de información, la generación de escenarios y el apoyo a determinados procesos empresariales.

MiPyme. En Colombia, las micro, pequeñas y medianas empresas se clasifican principalmente de acuerdo con sus ingresos por actividades ordinarias anuales y teniendo en cuenta el sector económico al cual pertenecen, conforme a los criterios establecidos por el Decreto 957 de 2019 (Presidencia de la República de Colombia, 2019).

Riesgo financiero. Para efectos de esta investigación, se entiende como la posibilidad de que la incertidumbre asociada con determinadas condiciones internas o externas produzca consecuencias económicas desfavorables para la organización. Esta conceptualización se fundamenta en el enfoque de ISO 31000, según el cual el riesgo corresponde al efecto de la incertidumbre sobre los objetivos organizacionales (International Organization for Standardization [ISO], 2018).

Riesgo de liquidez. Se refiere a la posibilidad de que una organización no disponga oportunamente del efectivo necesario para atender sus obligaciones (De Lara Haro, 2005). La liquidez refleja la capacidad de una empresa para cumplir puntualmente con sus obligaciones de corto plazo mediante el uso eficiente de sus activos corrientes (Uvillús Chilig et al., 2026). En las MiPymes comerciales, este riesgo se origina principalmente en la morosidad de los clientes, que

puede llevar al incumplimiento de las obligaciones con los proveedores (Rodríguez Hernández & Vásquez Céspedes, 2022).

Riesgo crediticio. Corresponde al perjuicio económico que se genera por el incumplimiento de un compromiso de pago (Valencia-Jara & Narváez-Zurita, 2021). En la MiPyme este riesgo tiene dos caras. Desde su gestión interna, es la incertidumbre de cobrar en los plazos establecidos los créditos otorgados a los clientes, y guarda una relación directa con la liquidez de la empresa (Orellana et al., 2019, como se citó en Coronel-Pangol et al., 2021). Desde la perspectiva de quien presta, es la posibilidad de que el prestamista no recupere el dinero prestado a la empresa, lo cual es especialmente relevante en las pymes por su menor capacidad para garantizar el pago de la deuda (González Vidal, 2023).

Riesgo de mercado. Es la probabilidad de sufrir pérdidas cuando los factores que influyen sobre los precios y rendimientos de los activos fluctúan de manera desfavorable (Valencia-Jara & Narváez-Zurita, 2021). Estos cambios pueden estar relacionados con tasas de interés, tasas de cambio, inflación u otras variables económicas. Aunque afecta a las MiPymes, no hace parte del foco de esta monografía.

Insolvencia. Se entiende como la situación en la que una empresa no puede pagar sus obligaciones financieras, lo que puede conducirla al cierre (Molina Urrego & González Jiménez, 2024). Se diferencia de la iliquidez porque la solvencia se refiere a la capacidad de cumplir con las obligaciones de mediano y largo plazo, incluidos los pagos de capital e intereses (Uvillús Chilig et al., 2026). En Colombia, el régimen de insolvencia empresarial está regulado por la Ley 1116 de 2006, que contempla los procesos de reorganización y de liquidación judicial. Para iniciar una reorganización, la ley exige que el deudor se encuentre en cesación de pagos o en incapacidad de pago inminente (Congreso de la República de Colombia, 2006, art. 9).

Gestión del riesgo. Comprende las actividades coordinadas mediante las cuales una organización identifica, analiza, evalúa, trata, monitorea y comunica los riesgos que pueden afectar el cumplimiento de sus objetivos (ISO, 2018).

Identificación del riesgo financiero. Para efectos operativos del estudio, corresponde al proceso mediante el cual se reconocen acontecimientos, condiciones, indicadores o variables que pueden generar consecuencias financieras desfavorables para una empresa. Esta definición se deriva del enfoque de gestión del riesgo establecido por ISO 31000, que contempla la identificación como una de las etapas esenciales del proceso de administración del riesgo (ISO, 2018).

Predicción del riesgo financiero. Se entiende como la estimación anticipada de la probabilidad de que se presente una condición financiera adversa mediante el análisis de datos históricos y actuales, empleando modelos estadísticos, analítica predictiva o técnicas de aprendizaje automático (Fardous, 2025; Franco, 2022). Desde esta perspectiva, la predicción permite reconocer patrones que pueden advertir anticipadamente posibles dificultades financieras.

Alerta temprana. En el ámbito financiero, corresponde a una señal o mecanismo que permite anticipar una situación de deterioro financiero antes de que esta alcance niveles críticos. Los sistemas de alerta temprana pueden utilizar indicadores económicos, financieros y modelos predictivos para identificar previamente situaciones de estrés o insolvencia (Rosa & Gartner, 2018). En las pymes, las herramientas de inteligencia artificial pueden procesar la información financiera para generar alertas tempranas, que luego requieren la interpretación del contador, el administrador o el responsable financiero (Galaviz Gutiérrez, 2026).

Información financiera. Comprende la información relacionada con los recursos económicos de una entidad, sus obligaciones, patrimonio, ingresos, gastos y flujos de efectivo, cuyo propósito es facilitar la evaluación de la situación financiera y apoyar la toma de decisiones de sus usuarios. En Colombia, el marco técnico aplicable a las MiPymes depende del grupo al que pertenezcan, según el Decreto 2420 de 2015: la mayoría de las pequeñas y medianas empresas aplica la NIIF para las Pymes (Grupo 2, Anexo 2), y las microempresas aplican el régimen simplificado del Grupo 3 (Anexo 3) (Presidencia de la República de Colombia, 2015).

Toma de decisiones financieras. Se refiere al proceso mediante el cual los responsables de una organización seleccionan alternativas relacionadas con la utilización y asignación de recursos financieros. Desde la teoría de la gestión financiera se distinguen dos tipos de decisiones: las de corto plazo, para la gestión del capital de trabajo, y las de largo plazo, asociadas a la inversión y la financiación (Mayett et al., 2022).

Adopción tecnológica. Corresponde a la decisión de una organización de incorporar y utilizar plenamente una innovación (Rogers, 2003). Esta decisión depende del contexto tecnológico, organizacional y del entorno en el que opera la empresa (Tornatzky & Fleischer, 1990).

En conjunto, estos conceptos permiten comprender que la inteligencia artificial puede constituirse en una herramienta de apoyo para transformar datos financieros en información útil, reconocer patrones, anticipar escenarios adversos y fortalecer la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes, antes de que su deterioro conduzca a la insolvencia. No obstante, la calidad de estos procesos depende de factores como la confiabilidad de los datos, las capacidades tecnológicas de la organización, sus condiciones de adopción y la adecuada interpretación de los resultados obtenidos mediante los sistemas de inteligencia artificial.

Árboles de decisión. Corresponden a una técnica de aprendizaje automático que organiza los datos en forma de árbol, donde cada nodo interno corresponde a una prueba sobre un atributo, cada rama es el resultado de esa prueba y las hojas representan las clases o los resultados finales (Franco, 2022). En el análisis del riesgo de crédito, estos modelos toman decisiones a partir de una serie de condiciones y características del solicitante (Díaz Arboleda et al., 2023).

Random Forest o bosques aleatorios. Es un algoritmo creado por Leo Breiman que reúne varios árboles de decisión, cada uno entrenado con una muestra aleatoria de los datos y de las características, y que obtiene la clasificación final a partir del voto de todos los árboles (Díaz Arboleda et al., 2023; Franco, 2022). De esta manera, cada árbol funciona como un experto y, al integrarlos, se tienen más elementos para decidir sobre un nuevo cliente (Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020).

Regresión logística. Es un modelo estadístico que utiliza la función logística para estimar la probabilidad de que una observación pertenezca a una clase determinada según sus variables predictoras, y permite interpretar el efecto de cada variable a partir de sus coeficientes (Díaz Arboleda et al., 2023). En el riesgo de crédito, este modelo relaciona una variable de dos valores, como alto o bajo riesgo, con los indicadores financieros de las empresas (Coronel-Pangol et al., 2021).

Máquinas de soporte vectorial (SVM). Es una técnica de aprendizaje automático propuesta por Vapnik que busca un hiperplano que separe las diferentes clases de datos, maximizando el margen entre las observaciones más cercanas de cada clase (Díaz Arboleda et al., 2023; Franco, 2022).

Redes neuronales artificiales. Son una estructura organizada en capas de nodos conectados entre sí, en la que las variables de entrada forman la primera capa del sistema y la variable de salida la última (Franco, 2022).

Modelos de potenciación (boosting) y XGBoost. El boosting es un algoritmo de clasificación que combina los resultados de muchos clasificadores débiles para formar uno más fuerte (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020). En el Gradient Boosting, cada árbol de decisión se construye para corregir los errores del árbol anterior, lo que mejora poco a poco la precisión de las predicciones (Díaz Arboleda et al., 2023). El XGBoost (Extreme Gradient Boosting) combina árboles de regresión con el aumento de gradientes y se destaca por evitar problemas de sobreajuste (Franco, 2022).

2.4 Marco legal

En Colombia no existe una única norma que regule de manera integral la utilización de inteligencia artificial para gestionar los riesgos financieros en las MiPymes. Por ello, el marco normativo se analiza desde varias dimensiones: la definición y promoción de las MiPymes, la información financiera, el régimen de insolvencia, la protección de datos, la utilización de tecnologías digitales y la política pública de inteligencia artificial. En cada caso no solo se describe la norma, sino lo que implica para el uso de la IA como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez.

Constitución Política de 1991

La Constitución Política constituye el fundamento general para el desarrollo de actividades empresariales y tecnológicas en Colombia. El artículo 15 reconoce el derecho a la intimidad y el derecho de las personas a conocer, actualizar y rectificar la información que se haya recogido

sobre ellas en bases de datos. El artículo 333 establece la libertad económica y la iniciativa privada, y señala que la empresa tiene una función social que implica obligaciones.

Para esta investigación, esto implica que la MiPyme puede incorporar herramientas de inteligencia artificial en su gestión como parte de su libertad de empresa. Sin embargo, cuando estas herramientas usan información de clientes, trabajadores o proveedores, deben respetar los derechos de esas personas sobre sus datos.

Ley 590 de 2000 y Ley 905 de 2004

La Ley 590 de 2000 constituye una de las principales normas colombianas relacionadas con las micro, pequeñas y medianas empresas. Entre sus objetivos están promover el desarrollo integral de las MiPymes y facilitar «la asistencia para el desarrollo tecnológico y el acceso a los mercados financieros institucionales» (art. 1, lit. d). La Ley 905 de 2004 modificó la Ley 590 de 2000 y fortaleció el marco institucional de apoyo a estas empresas.

Aunque estas leyes no hacen referencia a la inteligencia artificial, resultan relevantes porque ubican el desarrollo tecnológico y el acceso a la financiación dentro de la misma agenda de promoción de las MiPymes. Esto se relaciona directamente con el riesgo de crédito: cuando la MiPyme busca financiación, la entidad que presta la evalúa, y la literatura muestra que esa evaluación se hace cada vez más con modelos de aprendizaje automático (Borrero-Tigreros y Bedoya-Leiva, 2020; Zhang et al., 2022). Por lo tanto, la IA puede facilitar o restringir el acceso al crédito que estas normas buscan promover.

Decreto 957 de 2019

El Decreto 957 de 2019 reglamentó la clasificación empresarial en Colombia a partir del artículo 2 de la Ley 590 de 2000. El criterio para determinar el tamaño de la empresa es el valor de los ingresos por actividades ordinarias anuales, expresado en UVT y diferenciado según el sector:

manufacturero, servicios y comercio.

Esta disposición resulta fundamental para delimitar cuáles organizaciones pueden ser consideradas MiPymes dentro del estudio. Además, permite advertir que muchos estudios internacionales clasifican a las empresas por número de empleados y no por ingresos, e incluyen empresas de distinto tamaño en la misma muestra. Por ejemplo, en el estudio de Bal et al. (2026), solo el 13,2 % de las empresas tenía menos de 10 empleados y el 33,8 % entre 10 y 49. Por eso, los resultados que se obtienen en empresas medianas o grandes no pueden trasladarse directamente a las microempresas.

Decreto 2420 de 2015

El Decreto 2420 de 2015 es el Decreto Único Reglamentario de las normas de contabilidad, de información financiera y de aseguramiento de la información. Establece los marcos técnicos por grupos: las pequeñas y medianas empresas del Grupo 2 aplican la NIIF para las Pymes (Anexo 2), y las microempresas del Grupo 3 aplican un marco de contabilidad simplificada (Anexo 3). Para el uso de inteligencia artificial esta norma es clave, porque los modelos se alimentan de la información financiera de la empresa. Los indicadores de liquidez y de solvencia con los que se intenta anticipar dificultades salen de los estados financieros preparados bajo este marco (Correa-Mejía y Lopera-Castaño, 2020; Molina Urrego y González Jiménez, 2024). Si la información es incompleta, tardía o poco confiable, la herramienta pierde utilidad. Esto coincide con lo encontrado por Bal et al. (2026), quienes concluyen que la IA no es por sí sola una palanca suficiente y que la calidad de los datos es la que condiciona su efecto en el desempeño financiero.

Ley 1116 de 2006

La Ley 1116 de 2006 establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en Colombia. Su

finalidad es la protección del crédito y la recuperación y conservación de la empresa como unidad de explotación económica y fuente de empleo (art. 1). Según el artículo 9, una empresa puede solicitar un proceso de reorganización en dos casos: cuando está en cesación de pagos, es decir, cuando tiene dos o más obligaciones vencidas por más de noventa días con dos o más acreedores que representen al menos el 10 % de su pasivo, o cuando demuestra una incapacidad de pago inminente.

Esta norma es especialmente relevante para la investigación porque la insolvencia es el resultado al que llega la empresa cuando los riesgos de crédito y de liquidez no se gestionan a tiempo. El supuesto de incapacidad de pago inminente muestra que la ley reconoce el valor de anticipar el problema antes de que ocurra. Ese es el aporte que la literatura le atribuye a la IA: las herramientas de predicción del flujo de caja y de alerta temprana permiten detectar con anticipación las dificultades de pago (Fardous, 2025; Molina Urrego y González Jiménez, 2024).

Ley Estatutaria 1581 de 2012

La Ley Estatutaria 1581 de 2012 establece disposiciones generales para la protección de datos personales y desarrolla el derecho constitucional de las personas a conocer, actualizar y rectificar la información almacenada sobre ellas en bases de datos. Sus disposiciones son aplicables al tratamiento de información personal realizado por entidades públicas y privadas. Entre sus principios está el de veracidad o calidad, según el cual la información debe ser «veraz, completa, exacta, actualizada, comprobable y comprensible» (art. 4, lit. d).

Esta ley tiene relación directa con el uso de inteligencia artificial cuando los sistemas analizan información de clientes, trabajadores, proveedores u otras personas naturales; por ejemplo, cuando la MiPyme evalúa si un cliente le pagará a tiempo su cartera. En esos casos, la empresa debe contar con la autorización del titular y usar los datos solo para la finalidad informada.

Además, el principio de calidad coincide con lo que plantea la literatura: sin datos confiables, la IA no cumple su función (Bal et al., 2026). Por esto, la protección de datos aparece al mismo tiempo como una obligación legal y como una de las limitaciones del uso de la IA en las MiPymes.

Ley 1266 de 2008, modificada por la Ley 2157 de 2021

La Ley 1266 de 2008 regula el manejo de la información contenida en bases de datos personales, particularmente la información financiera, crediticia, comercial y de servicios. Posteriormente fue modificada por la Ley 2157 de 2021.

Su importancia para el estudio radica en que los modelos de riesgo de crédito que usan las entidades que prestan se alimentan de datos sobre el comportamiento de pago y el historial crediticio (Díaz Arboleda et al., 2023; Zhang et al., 2022). En este caso, la MiPyme no es quien usa la IA sino quien es evaluada, y la información que aparece sobre ella en las centrales de riesgo influye en su acceso al crédito.

Ley 527 de 1999

La Ley 527 de 1999 regula el acceso y uso de los mensajes de datos, el comercio electrónico y las firmas digitales en Colombia, y reconoce validez jurídica a la información generada, enviada, recibida o almacenada por medios electrónicos.

Esta norma constituye un antecedente para comprender la consolidación jurídica de los procesos digitales. Sobre esta base se han desarrollado herramientas como la facturación electrónica, que genera datos digitales sobre ventas, cobros y pagos (Celis Murcia et al., 2025). Para la IA, estos datos son una fuente para estimar el flujo de caja y el comportamiento de pago de los clientes.

Documentos CONPES 3975 de 2019 y 4144 de 2025

El Documento CONPES 3975 de 2019, Política Nacional para la Transformación Digital e Inteligencia Artificial, buscó aumentar la generación de valor social y económico a través de la transformación digital. En su diagnóstico señala que la mayoría de las MiPymes se encuentra en un estado de incredulidad frente a la tecnología.

El Documento CONPES 4144 de 2025, aprobado el 14 de febrero de 2025, establece la Política Nacional de Inteligencia Artificial de Colombia. Es una hoja de ruta para promover el desarrollo, uso y adopción responsable de la IA, y fue construido con participación de instituciones públicas, academia, empresas y ciudadanía. Entre sus ejes están la infraestructura y los datos, el desarrollo de capacidades y talento (que incluye a las micro, pequeñas y medianas empresas), la prevención y mitigación de riesgos, y el uso y adopción de la IA en el tejido empresarial y los territorios.

Para esta investigación, estos documentos resultan relevantes porque ubican la adopción de IA como un asunto estratégico para el desarrollo productivo y tecnológico del país y reconocen que las MiPymes necesitan capacidades para usarla. Sin embargo, son lineamientos de política pública y no obligaciones, por lo que su efecto depende de que se traduzcan en programas de apoyo concretos para estas empresas, cursos, capacitaciones a través de organismos gubernamentales como el Servicio Nacional de Aprendizaje SENA que puede brindar capacitaciones gratuitas a los empresarios de la región o por medio de la Cámara de Comercio local que brinda apoyo en temas contables y asesorías conciliatorias para diferentes discrepancias comerciales, puede tomar la decisión de realizar socializaciones o Master class para empresarios, sobre beneficios de IA para sus empresas.

Decreto 2555 de 2010

El Decreto 2555 de 2010 recoge y reexpide las normas del sector financiero, asegurador y del mercado de valores colombiano, e incluye disposiciones relacionadas con el riesgo, el crédito y la solvencia de las entidades vigiladas por la Superintendencia Financiera.

Las MiPymes no son entidades vigiladas por la Superintendencia Financiera, pero este marco sí rige a las entidades que les prestan. Por eso sirve como referente para comprender la perspectiva de la entidad que presta, desde la cual se desarrolla buena parte de los estudios sobre IA y riesgo de crédito.

En conjunto, el marco legal colombiano no prohíbe ni regula de manera específica el uso de la inteligencia artificial en la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez de las MiPymes. Lo que hace es establecer condiciones para su uso: una información financiera confiable (Decreto 2420 de 2015), un manejo responsable de los datos personales y crediticios (Leyes 1581 de 2012 y 1266 de 2008), y una política pública que promueve la adopción de la IA (CONPES 3975 de 2019 y 4144 de 2025). Al mismo tiempo, la Ley 1116 de 2006 muestra la importancia de anticipar la insolvencia, que es justamente donde la IA puede aportar. Estas condiciones se relacionan con las oportunidades y limitaciones que se analizan en este trabajo.

2.5 Marco geográfico

Por tratarse de una investigación documental, el estudio no recolecta datos en un territorio específico. La revisión incluye estudios de distintos países, y Colombia constituye el contexto nacional de referencia para leer los resultados. Dentro de Colombia, el departamento

del Huila y el municipio de Neiva se toman como contexto cercano a la investigación, sin que la pregunta de investigación se limite a ellos.

Colombia constituye el contexto nacional dentro del cual operan las MiPymes. Estas unidades empresariales participan en actividades comerciales, de servicios, industriales y productivas y desempeñan un papel significativo en la dinámica económica y la generación de empleo. No obstante, existen diferencias importantes entre territorios en términos de acceso al financiamiento, conectividad, infraestructura tecnológica, capacidades digitales y disponibilidad de servicios especializados. Por esta razón, la adopción de herramientas de inteligencia artificial para gestionar los riesgos de crédito y de liquidez puede presentar características diferentes según el contexto territorial en el que se encuentre la empresa.

El Huila se encuentra ubicado en la región sur de Colombia, y Neiva, su capital, constituye el principal centro administrativo, comercial y de servicios del departamento. Según la Cámara de Comercio del Huila (2026), en 2025 el departamento contaba con 39.281 empresas activas y renovadas, de las cuales más del 97 % eran microempresas. Neiva concentró 16.581 de estas empresas, es decir, el 42,21 % del total departamental.

Para 2023, la Cámara de Comercio del Huila (2024) reportó 17.094 empresas en Neiva. De ellas, el 95,73 % eran microempresas, el 3,24 % pequeñas, el 0,77 % medianas y el 0,26 % grandes, y el 74,59 % estaban registradas como personas naturales. Por actividad económica predominaban el comercio al por mayor y al por menor y la reparación de vehículos (43,61 %), los alojamientos y servicios de comida (11,73 %) y las industrias manufactureras (8,88 %). A estas empresas se suman los micronegocios: según la Encuesta de Micronegocios (EMICRON) del DANE, en 2022 había 18.097 micronegocios en Neiva, muchos de ellos en proceso de formalización (como se citó en Cámara de Comercio del Huila, 2024).

Estas cifras muestran que el tejido empresarial de Neiva está formado casi en su totalidad por microempresas, en su mayoría de personas naturales y dedicadas al comercio y los servicios. Estas empresas deben afrontar a diario decisiones relacionadas con flujo de caja, cartera, financiación, endeudamiento e inversión, es decir, decisiones directamente ligadas a los riesgos de crédito y de liquidez. Al mismo tiempo, por su tamaño, la mayoría lleva contabilidad simplificada y cuenta con pocos recursos para invertir en tecnología, lo que condiciona la información disponible para usar herramientas de inteligencia artificial.

Aunque los estudios locales encontrados no analizan el uso de la IA en la gestión de estos riesgos, sí permiten reconocer las condiciones del territorio. En cuanto al uso de la información financiera, Tello Perdomo (2023) encontró que la mitad de los empresarios de pymes textiles de Neiva no usa los estados financieros para decidir inversiones y que el 80 % no usa software para conocer sus finanzas. Ortiz et al. (2021) reportaron que más del 60 % de las MiPymes analizadas en Neiva estaba alejado del control, la organización y la planeación, y que solo el 15 % tenía página web. En cuanto a la adopción digital, Celis Murcia et al. (2025) encontraron un nivel bajo de incorporación de la facturación electrónica en microempresas de la comuna dos de Neiva, y Robles Puentes et al. (2026) señalaron que el 85 % de las MiPymes del Huila estudiadas no tiene políticas de ciberseguridad formalizadas.

También existen antecedentes regionales que muestran el potencial de la IA. Ortíz et al. (2025) y Rodríguez Díaz y Lemus Cuchimba (2025) aplicaron modelos de aprendizaje automático, como Random Forest y XGBoost, con información de empresas de la cadena alimentaria del Huila, y mostraron que es posible generar alertas tempranas con datos regionales. Por su parte, Toloza Cardozo (2025) encontró en empresas del sector salud de Neiva que la IA

reduce costos y mejora la precisión de los datos, pero que existen resistencia al cambio, poca formación tecnológica e infraestructura limitada.

Estas condiciones coinciden con lo planteado por Bal et al. (2026) en otra economía emergente: la IA no genera resultados por sí sola si la empresa no cuenta con datos de calidad. En el caso de Neiva, la evidencia local sugiere que muchas MiPymes todavía no organizan ni usan su información financiera, que es la base que necesitan las herramientas de IA para anticipar problemas de pago y de liquidez.

Por consiguiente, el marco geográfico no constituye únicamente una delimitación espacial. También permite considerar las particularidades económicas, empresariales y tecnológicas del territorio, evitando trasladar automáticamente modelos desarrollados en grandes empresas o en economías diferentes a las condiciones concretas de las MiPymes de Neiva.

Capítulo III. Diseño metodológico

Este capítulo describe el procedimiento seguido para identificar, seleccionar, organizar y analizar la literatura sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las micro, pequeñas y medianas empresas (MiPymes). Dado que la monografía trabaja exclusivamente con fuentes secundarias, el diseño se orienta a la búsqueda, selección, comparación e interpretación de literatura científica, académica, institucional, normativa y técnica, y no contempla encuestas, entrevistas ni mediciones directas a empresarios o empresas.

3.1 Enfoque, tipo, alcance y diseño de la investigación

La investigación adopta un enfoque cualitativo de orientación documental y analítica, porque su interés principal consiste en comprender, interpretar, comparar y sistematizar los hallazgos reportados en fuentes académicas y técnicas. Este enfoque permite examinar cómo la literatura caracteriza los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes, qué aplicaciones de inteligencia artificial se han utilizado para su análisis y qué condiciones organizacionales y tecnológicas influyen en sus resultados.

Por la naturaleza de las fuentes, la investigación es de tipo documental y corresponde a una revisión de literatura de carácter semisistemático en los términos de Snyder (2019): sigue un procedimiento explícito y documentado de búsqueda, selección y análisis, pero no pretende la exhaustividad ni los protocolos estadísticos propios de una revisión sistemática o un metaanálisis. Esta elección responde a que el tema es reciente y se ha estudiado desde disciplinas distintas (finanzas, contabilidad, sistemas de información y gestión), lo que exige integrar evidencia heterogénea más que agregar resultados comparables.

El alcance es descriptivo-analítico. En un primer nivel se describen los riesgos financieros abordados, las técnicas de inteligencia artificial reportadas, las fuentes de información que utilizan y las barreras de adopción identificadas. En un segundo nivel se contrastan los resultados entre autores, contextos y perspectivas de análisis, y se interpretan sus implicaciones para la gestión financiera de las MiPymes.

El diseño es no experimental, porque no se manipulan variables ni se aplican tratamientos, y retrospectivo, porque examina información ya publicada. Aunque varios documentos revisados reportan modelos estadísticos o métricas de desempeño de algoritmos, la monografía no genera datos primarios ni realiza inferencia estadística propia: esas cifras se utilizan como evidencia secundaria para comparar resultados. En consecuencia, el diseño no permite medir el uso efectivo de la inteligencia artificial en empresas concretas ni generalizar sus hallazgos a una población empresarial determinada.

3.2 Población documental, unidad de análisis y fuentes de información

La población documental está constituida por las publicaciones potencialmente pertinentes para el objeto de estudio: artículos científicos, trabajos de grado y tesis, informes institucionales, documentos de organismos nacionales e internacionales y normas relacionadas con inteligencia artificial, aprendizaje automático, analítica predictiva, gestión financiera y riesgos de crédito y de liquidez en MiPymes. La muestra documental corresponde a los 62 documentos que cumplieron los criterios de selección y se registraron en la matriz de antecedentes (Anexo A): 54 provienen de la búsqueda inicial y 8 de una búsqueda complementaria sobre liquidez y flujo de caja, descrita en el apartado 3.3.

La unidad de análisis es cada documento seleccionado. En cada uno se examinan su objetivo, contexto, metodología, técnica de inteligencia artificial utilizada, tipo de riesgo

abordado, perspectiva desde la cual se analiza el riesgo, principales resultados, limitaciones y aporte a la monografía.

Como se observa en la Tabla 2, el corpus está compuesto mayoritariamente por artículos científicos y por publicaciones del periodo 2020–2026. Predominan los estudios desarrollados en Colombia, incluidos nueve antecedentes del Huila y de Neiva, lo que favorece la pertinencia territorial del análisis, pero también concentra la evidencia en un contexto específico. Los trabajos de grado representan casi una quinta parte del corpus y se concentran en los antecedentes nacionales y regionales; por ello, sus resultados se interpretan con mayor cautela que los de los artículos con revisión por pares.

Tabla 2 *Composición del corpus documental analizado*

Característica	Categoría	Documentos (n)	%
Tipo de fuente	Artículo científico	39	62,9
	Tesis o trabajo de grado	12	19,4
	Norma	4	6,5
	Página web institucional o técnica	4	6,5
	Documento institucional	3	4,8
Año de publicación	2020–2026	58	93,5
	Anterior a 2020 (soporte conceptual)	4	6,5
Ámbito del estudio	Colombia (incluye 5 de Neiva y 4 del Huila)	28	45,2
	Ecuador	9	14,5
	Otros países de América Latina	7	11,3
	Europa, Asia y Norteamérica	8	12,9
	Organismos internacionales, revisiones o sin país definido	10	16,1
Total		62	100,0

Nota. Elaboración propia con base en la matriz de antecedentes (Anexo A). El ámbito

3.3 Estrategia de búsqueda

La búsqueda se realizó en Google Académico, en portales de revistas científicas y en repositorios institucionales de universidades colombianas, entre ellos los de UNIMINUTO, la Universidad Nacional Abierta y a Distancia (UNAD), la Universidad Industrial de Santander, la Fundación Universitaria del Área Andina, la Fundación Universitaria Los Libertadores, la Universidad EAFIT, la Universidad EAN, la Universidad Cooperativa de Colombia y la Pontificia Universidad Javeriana. Se complementó con los sitios oficiales de organismos y entidades cuyos documentos se utilizan en el marco conceptual, como el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), Mejía (2021), el Banco de la Republica, y el Departamento Administrativo de la Función Pública.

Tabla 3 *Fuentes de búsqueda, términos utilizados y documentos incluidos*

Fuente de búsqueda	Términos o ecuación utilizados	Periodo de búsqueda	Documentos incluidos (n)
Búsqueda inicial			
Google Académico y portales de revistas científicas	Riesgos financieros en MiPymes, MiPymes, inteligencia artificial Riesgos financieros, machine learning, Riesgo de crédito en MiPymes, Identificación de riesgo de liquidez	Enero 2020 – Octubre 2026	32
Repositorios institucionales universitarios	Gestion de Riesgos financieros en las Mipymes, La inteligencia artificial en la gestión de riesgos, IA en las Mipymes, IA en la gestión del riesgo crédito	Enero 2020 – Octubre 2026	11
Sitios oficiales de organismos y entidades	Inteligencia artificial, Machine Learning, Riesgos financieros, Riesgo de Liquidez en empresas, Riesgos de Credito	Enero 2020 – Octubre 2026	11
Búsqueda complementaria sobre liquidez	riesgos de liquidez problemas financieros inteligencia artificial	Enero 2020 – Octubre 2026	
Fuente en la que repetiste la búsqueda, p. ej., Google Académico	Google Academico	Octubre de 2026	8
Total			62

Nota. Elaboración propia. En la búsqueda inicial, los documentos se agrupan por tipo de fuente

según la matriz de antecedentes: los artículos científicos se asignan a revistas, los trabajos de grado a repositorios y las normas, páginas web y documentos institucionales a sitios oficiales.

3.4 Criterios de inclusión y exclusión

La selección de los documentos se realizó con los criterios que se presentan en la Tabla 4. Estos criterios se aplicaron de manera conjunta: un documento se incluyó cuando cumplía con todos los criterios de inclusión y con ninguno de exclusión.

Tabla 4 *Criterios de inclusión y exclusión de documentos*

Criterio	Inclusión	Exclusión	Justificación
Periodo de publicación	Documentos publicados entre 2020 y 2026. Se admiten obras anteriores solo como soporte conceptual o teórico.	Antecedentes empíricos anteriores a 2020.	La aplicación de inteligencia artificial a la gestión financiera de las MiPymes es reciente; cuatro documentos anteriores a 2020 se conservan por su aporte conceptual.
Tipo de documento	Artículos científicos, tesis y trabajos de grado en repositorios institucionales, normas y documentos de organismos oficiales.	Blogs, notas de prensa y contenidos sin autoría o fecha identificables.	Garantiza la calidad académica y la trazabilidad de la evidencia.
Idioma	Español e inglés.	Otros idiomas.	Permite incorporar la producción latinoamericana y la literatura internacional reciente.
Pertinencia temática	Documentos sobre inteligencia artificial, aprendizaje automático o analítica aplicados al riesgo financiero o a la gestión financiera, y sobre condiciones de adopción tecnológica en MiPymes.	Aplicaciones de inteligencia artificial sin relación con la gestión financiera o el riesgo.	Asegura la relación directa con la pregunta de investigación y las categorías de análisis.
Contexto empresarial	MiPymes o pymes. Se admiten estudios sobre entidades financieras o supervisores cuando analizan el riesgo de crédito de pymes; en ese caso se registra su perspectiva.	Estudios exclusivamente sobre grandes empresas o sobre el sector financiero sin relación con pymes.	Distingue la evidencia producida desde la gestión de la propia MiPyme de la producida desde quien le presta o la supervisa.
Trazabilidad de la fuente	Documentos con DOI, enlace estable o registro en un repositorio institucional, verificados contra el original.	Documentos cuya existencia, autoría o contenido no pudo comprobarse.	Cumple el compromiso de verificación de fuentes (Guía, num. 17).

Nota. Elaboración propia. Los documentos anteriores a 2020 se incluyeron por base teórica o antecedentes de la región.

3.5 Procedimiento de selección y organización documental

La revisión documental se desarrolló en cinco fases sucesivas, que se resumen en la Figura 1:

1. Definición de los términos de búsqueda. A partir de la pregunta de investigación y de los objetivos, se establecieron los conceptos centrales y las palabras clave en español y en inglés.

2. Búsqueda y localización de fuentes. Se consultaron las fuentes descritas en el apartado 3.3, en una búsqueda inicial y una búsqueda complementaria sobre liquidez y flujo de caja.

3. Selección por pertinencia. Cada documento se evaluó, primero por título y resumen y luego por su texto completo, frente a los criterios de la Tabla 4. Se descartaron los documentos sin relación directa con el objeto de estudio, los duplicados y los que no pudieron verificarse.

4. Registro y verificación. Los documentos seleccionados se registraron en la matriz de antecedentes, y se verificó cada uno contra su fuente original (DOI, enlace estable o repositorio).

5. Clasificación y análisis. Los documentos se clasificaron por tipo de fuente, ámbito, tipo de riesgo y perspectiva, y luego se asignaron a las categorías de análisis del apartado 3.7.

Figura 1

Procedimiento de revisión documental

Fase	Resultado	Documentos (n)
1. Definición de términos de búsqueda	Términos en español e inglés sobre IA, riesgo financiero y MiPymes	—
2. Búsqueda y localización	Registros revisados en la búsqueda inicial	123
3. Selección por pertinencia	Documentos descartados por título, resumen o texto completo	69
4. Registro y verificación	Documentos de la búsqueda inicial incluidos y verificados en la matriz	54
4a. Búsqueda complementaria	Documentos sobre liquidez, flujo de caja e IA incorporados y verificados	8
5. Clasificación y análisis	Documentos clasificados en las cuatro categorías de análisis	62

Nota. Elaboración propia.

Los valores de las fases 2 y 3 corresponden a la búsqueda inicial y deben cumplir: registros revisados − documentos descartados = 54. Puedes reemplazar esta tabla por un diagrama de cajas y flechas, conservando el número, el título y la nota.

3.6 Técnicas e instrumentos de recolección y análisis

La técnica principal es la revisión documental, entendida como el proceso de búsqueda, lectura, selección, comparación y análisis de fuentes relacionadas con el fenómeno estudiado. Esta técnica es coherente con la naturaleza de la monografía y con la decisión de no recolectar información primaria.

Como instrumento se utiliza una matriz de análisis documental (Anexo A), que organiza la información de cada documento en cuatro grupos de campos: identificación (autor, año, título, país o contexto, tipo de documento, DOI o enlace y referencia completa); contenido (objetivo, metodología, contexto empresarial, técnica de inteligencia artificial y riesgo financiero); análisis (perspectiva, principales resultados, limitaciones, aporte a la monografía y categoría de análisis); y control (si el documento se cita en el texto y si fue verificado contra su fuente original).

La matriz mantiene la trazabilidad entre las fuentes revisadas y los resultados presentados en el Capítulo IV, evita que las conclusiones se construyan a partir de apreciaciones aisladas y facilita el contraste entre investigaciones.

3.7 Categorías de análisis

En coherencia con el enfoque documental, el estudio no operacionaliza variables para realizar pruebas estadísticas propias. En su lugar, organiza la información mediante cuatro categorías de análisis derivadas de la pregunta, los objetivos y el marco teórico:

Categoría 1. Inteligencia artificial y técnicas de análisis. Comprende herramientas y métodos como el aprendizaje automático, Random Forest, XGBoost, máquinas de vectores de soporte, árboles de decisión, regresión logística, redes neuronales, analítica predictiva e inteligencia artificial generativa, cuando aparecen vinculados con el análisis financiero o la gestión del riesgo.

Categoría 2. Riesgos de crédito y de liquidez. Incluye señales, indicadores y condiciones asociadas con el flujo de caja, el capital de trabajo, el endeudamiento, la capacidad de pago, la cartera, el incumplimiento, el deterioro financiero y las alertas tempranas.

Categoría 3. Gestión y toma de decisiones financieras. Agrupa los aportes de la inteligencia artificial a la identificación de patrones, la clasificación del riesgo, la generación de predicciones, la emisión de alertas y la adopción de decisiones preventivas o correctivas.

Categoría 4. Condiciones, barreras y limitaciones de adopción. Comprende la calidad y disponibilidad de los datos, el nivel de digitalización, la infraestructura tecnológica, los costos, el talento humano, la ciberseguridad, la protección de datos, los sesgos algorítmicos, la explicabilidad, la resistencia al cambio y la necesidad de supervisión profesional.

De manera transversal a las cuatro categorías se registra la perspectiva desde la cual cada estudio analiza el riesgo: la gestión de la propia MiPyme, la entidad que le otorga crédito o un analista externo o supervisor. Esta distinción es necesaria porque buena parte de la evidencia sobre riesgo de crédito se produce desde el prestamista y no puede trasladarse sin matices a la gestión interna de la empresa. La Tabla 5 presenta la correspondencia entre los objetivos específicos, las categorías y las secciones de resultados.

Tabla 5 *Correspondencia entre objetivos específicos, categorías de análisis y resultados*

Objetivo específico	Categoría de análisis	Subcategorías	Sección de resultados
OE1. Identificar en la literatura los factores asociados a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez con apoyo de la inteligencia artificial.	Categoría 2	Indicadores y señales de riesgo; fuentes de datos utilizadas; perspectiva del estudio.	4.2
OE2. Describir las principales aplicaciones y técnicas de inteligencia artificial utilizadas para apoyar la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes.	Categorías 1 y 3	Técnicas y algoritmos; desempeño reportado; usos en la decisión financiera (alertas, clasificación, predicción).	4.1 y 4.3
OE3. Determinar las oportunidades y limitaciones asociadas al uso de herramientas de inteligencia artificial en la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez de las MiPymes.	Categoría 4	Condiciones de datos, tecnología, talento y costos; riesgos éticos y de explicabilidad; supervisión profesional.	4.4

Nota. Elaboración propia. OE = objetivo específico.

3.8 Procedimiento de análisis de la información

La información registrada en la matriz se analizará mediante análisis de contenido cualitativo por categorías, en cuatro pasos:

1. Agrupación de los documentos según la categoría de análisis asignada en la matriz.

2. Conteo de frecuencias de los atributos registrados (tipo de riesgo, técnica de inteligencia artificial, perspectiva del estudio y ámbito geográfico), para identificar tendencias. Estos conteos se presentarán en tablas en el Capítulo IV.

3. Identificación, dentro de cada categoría, de coincidencias, diferencias, tendencias y vacíos entre los estudios, conforme al numeral 10 de la Guía de la monografía.

4. Contraste de los hallazgos según la perspectiva del estudio (MiPyme, entidad que presta o supervisor) y según el contexto (internacional, nacional y regional), como base para la discusión del Capítulo V.

3.9 Consideraciones éticas y uso de herramientas de inteligencia artificial

La monografía respeta los derechos de autor mediante la citación y referenciación de todas las fuentes utilizadas conforme a las normas APA, séptima edición. Cada documento incluido fue verificado contra su fuente original antes de incorporarse a la matriz y al texto.

En el desarrollo del trabajo se utilizaron herramientas de inteligencia artificial como apoyo para traducir resúmenes de artículos en inglés, revisar la redacción de algunos párrafos y buscar conectores para definir mis ideas, revisar la ortografía, Organizar ideas y conceptos de las referencias para que fueran bien citadas, realizar citas y referencias, organizar información en la matriz, hacer revisión del uso de las Normas APA7. La información obtenida mediante estas herramientas se verificó contra los documentos originales, y el análisis, la interpretación y las conclusiones son responsabilidad de la autora.

3.10 Alcances y limitaciones del diseño

El diseño adoptado presenta limitaciones que deben considerarse al interpretar los resultados. Primero, la búsqueda se apoyó principalmente en Google Académico y en repositorios institucionales, y no en bases de datos especializadas con protocolos de búsqueda reproducibles, lo que puede dejar por fuera literatura pertinente. Segundo, cerca de una quinta parte del corpus corresponde a trabajos de grado, cuyos resultados no han pasado por revisión de pares. Tercero, la evidencia disponible sobre riesgo de crédito proviene en buena medida de estudios realizados desde la perspectiva de las entidades que otorgan crédito. Cuarto, la evidencia sobre aplicaciones de inteligencia artificial al pronóstico del flujo de caja y a la gestión de la liquidez proviene principalmente de grandes empresas, entidades financieras y el sector público, y varias de esas fuentes se publicaron en revistas con procesos de revisión por pares

poco exigentes; por ello, se interpretan como evidencia complementaria y no como soporte principal de las conclusiones.

Capítulo IV. Resultados del análisis documental

En este capítulo se presentan los resultados del análisis de los 62 documentos registrados en la Matriz de Antecedentes (Anexo 1). Los resultados se organizan según las cuatro categorías de análisis definidas en el Capítulo III. Aquí solo se describe lo que reporta la literatura sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes; la interpretación de estos hallazgos se desarrolla en el Capítulo V.

4.1 Inteligencia artificial y técnicas de análisis

En esta categoría se encuentra la mayoría de los documentos obtenidos como referencia para el apoyo de esta investigación, se encuentra estudios con datos propios donde la IA pueda predecir incumplimiento, calificación de riesgo y hasta insolvencia en las empresas. Se observa de las literaturas las siguientes técnicas aplicadas para el estudio de datos financieros con IA:

Árboles de decisión y Random Forest (Bitetto et al., 2023; Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Díaz Arboleda et al., 2023; Fardous, 2025; Franco, 2022; Henao Mora, 2025; Khalid et al., 2022; Molina Urrego & González Jiménez, 2024; Ortíz et al., 2025; Rodríguez Díaz & Lemus Cuchimba, 2025)

• Boosting (XGBoost) (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Cuesta-Mora & Gómez-Molina, 2025; Díaz Arboleda et al., 2023; Fardous, 2025; Franco, 2022; Henao Mora, 2025; Rodríguez Díaz & Lemus Cuchimba, 2025; Ruiz Cortez, 2026)

• Redes neuronales y aprendizaje profundo (Ávila Mogollón, 2022; Begum, 2025; Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Fardous, 2025; Henao Mora, 2025; Herrera-Sánchez & Casanova-Villalba, 2024; Ruiz Cortez, 2026; Wahyudi & Chaplot, 2025)

• Máquinas de soporte vectorial (SVM) (Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Fardous, 2025; Franco, 2022)

• IA explicable (valores de Shapley, SHAP y LIME) (Bitetto et al., 2023; Henao Mora, 2025)

• IA generativa, modelos de lenguaje y procesamiento del lenguaje natural (Begum, 2025; Galarza-Sánchez et al., 2023; Galaviz Gutiérrez, 2026; Henao Mora, 2025; Metzger et al., 2025; Wahyudi & Chaplot, 2025)

• IA en general, sin una técnica específica Arboleda Gallardo & Vargas Salazar, 2026; Bal et al., 2026; Bravo Acosta et al., 2026; De La Hoz Suárez et al., 2024; Drydakis, 2022; Góngora Chonillo, 2023; Hernández Vega et al., 2026; Toloza Cardozo, 2025)

La mayoría de los estudios coinciden en que los modelos de Machine Learning, en especial los árboles y boosting tienen mejor desempeño que los métodos estadísticos tradicionales. Como prueba de esto podemos ver a Franco (2022) señala que XGBoost, SVM, Random Forest y los árboles de decisión anticipan mejor la quiebra; Ruiz Cortez (2026) reporta exactitudes de 94,5 % con redes convolucionales y cercanas al 96 % con CatBoost; y Fardous (2025) encontró que el machine learning superó a los modelos estadísticos o de reglas en 24 de 35 estudios (68,6 %).

No todos los resultados de los estudios objeto como referencia ha sido resultados favorables. Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025) encontraron que XGBoost fue el mejor modelo, pero que los modelos logit más sencillos siguieron siendo competitivos. Hermitaño Castro (2022) y Wahyudi y Chaplot (2025) señalan que estos modelos son poco interpretables o de caja negra, lo que dificulta su aceptación por parte de los reguladores. Sobre la IA generativa,

Wahyudi y Chaplot (2025) indican que ningún estudio la ha aplicado directamente al pronóstico del flujo de caja, y Galarza-Sánchez et al. (2023) advierten que puede producir información imprecisa y sesgos.

4.2 Riesgos de Crédito y de Liquidez

Esta categoría reúne documentos y se relaciona con el primer objetivo especifico, si dividimos las lecturas, encontraríamos 8 documentos tratan del Riesgo de Crédito y 7 de riesgo de Liquidez, por otro lado también tenemos lecturas que tratan de los otros tipos de riesgos financieros (18) lecturas estudian varios riesgos al tiempo. Se encuentra en estas lecturas que las mis pymes enfrentan sobre todo el riesgo de liquidez y de crédito, agravados por la informalidad en el manejo de la información contable y financiera. González Vidal (2023) identifica como principales fuentes de riesgo la falta de acceso al crédito, las tasas variables, la mala planeación financiera, el endeudamiento excesivo y la falta de liquidez. Higuita González (2019) reporta que la mayoría de los factores de riesgo de liquidez de la empresa estudiada tuvo probabilidad alta o moderada, entre ellos el aumento de los días de cartera, la caída del ROA, la mayor carga financiera y el endeudamiento a corto plazo. Valencia-Jara y Narváez-Zurita (2021) encontraron que la asociación estudiada no tenía un perfil de riesgos ni datos en tiempo real, y que los socios ubicaron la liquidez y el mercado como sus riesgos principales.

En el siguiente listado podemos evidenciar los factores asociados al riesgo que están siendo objeto de la monografía según la lectura de las referencias

- Endeudamiento, apalancamiento y carga financiera
- Indicadores de liquidez (Razón corriente, prueba acida, capital de trabajo)
- Información financiera informal o no integrada

- Comportamiento de pago y cartera
- Rentabilidad (ROA)
- Manejo de flujo de efectivo y planeación financiera
- Acceso al crédito y tasas de interés

El endeudamiento y los indicadores de liquidez son los factores que mas se repite, tanto en los estudios con IA como en los que no la usan. Uvillús Chilig et al. (2026) reportan que una mayor liquidez, medida con la prueba ácida, se asocia con menor apalancamiento y menor endeudamiento total.

Coronel-Pangol et al. (2021) encontraron que las empresas más grandes y con más liquidez mostraron mayor probabilidad de riesgo crediticio, lo que va en contra de la idea de que más liquidez reduce el riesgo. Sobre el flujo de efectivo, González Vidal (2023) y Galaviz Gutiérrez (2026) señalan su mal manejo como fuente de riesgo, mientras que González Pozo y Villazhañay Vicuña (2026) encontraron que los flujos de efectivo explican solo el 0,11 % de la variación de la liquidez.

Algunas de las limitaciones encontradas en la categoría de Riesgos, son que algunos estudios cubren una sola empresa o una asociación o un solo año o muestras pequeñas. Esta escasa información nos deja corto para realizar estudio basados en esa referencia a los resultados obtenidos. No obstante, se ha encontrado con otras lecturas que ha aportado en referencia al tema, más información consolidada que sus resultados si nos indican variables y conclusiones requeridas.

4.3 Gestión y toma de decisiones financieras

En esta categoría podemos obtener lecturas que también se relacionan con el objetivo segundo que estudian la gestión desde la propia MiPyme, se evidencia que las MiPymes usan poco su información financiera para decidir Romero Álvarez y Ramírez Montoya (2018) encontraron que el 61,1 % de los gerentes usa un nivel básico de análisis financiero, que el 32,7 % no revisa la información financiera y que solo el 33 % hace proyecciones; para decidir se basan en la intuición. Tello Perdomo (2023) reporta que el 50 % de los empresarios no usa los estados financieros para decidir inversiones y que el 80 % no usa software para conocer sus finanzas. Tobón Perilla et al. (2022) encontraron que el 53 % presenta estados financieros comparativos, pero solo el 36 % los usa para decidir. Torres Dávila et al. (2024) reportan que solo el 47 % elabora un flujo de efectivo anual.

Metzger et al. (2025) usaron ChatGPT para identificar pymes en riesgo y obtuvieron una exactitud global de 91,7 % y un F1 de 86,2 %; de las 320 empresas con advertencia real, acertó 297. Galaviz Gutiérrez (2026) propone un modelo en etapas que va de los estados financieros a las alertas tempranas y las decisiones preventivas. Góngora Chonillo (2023) y Herrera-Sánchez y Casanova-Villalba (2024) señalan que la IA puede mejorar la precisión del análisis de riesgo, reducir la morosidad y automatizar decisiones.

Estos son algunos de los hallazgos encontrados sobre la gestión y la toma de decisiones financieras en las MiPymes:

- Uso básico o escaso de la información financiera para tomar desiciones
- La IA como apoyo para anticipar riesgos y generar alertas
- Educación financiera y planeación ligada a los riesgos

- La IA apoya, pero no reemplaza el criterio humana
- Uso de la IA asociado a menor riesgo percibido o mejores decisiones

Estos estudios sin IA coinciden en que las MiPymes deciden con poca información financiera estructurada. Los estudios con IA coinciden en que la herramienta sirve para anticipar riesgos, pero De La Hoz Suárez et al. (2024), Galaviz Gutiérrez (2026) y Arboleda Gallardo y Vargas Salazar (2026) aclaran que no reemplaza el juicio del profesional ni del directivo. Galaviz Gutiérrez (2026) agrega que la IA apoya la prevención, pero no garantiza la permanencia de la empresa.

Adicional podemos decir que se encontró que aunque la mayoría tiene estudios universitarios, no maneja con precisión sus ingresos y egresos, con una relación debil Torres Dávila et al. (2024). Los estudios no declaran su método de búsqueda, solo usan datos estructurados y advierten que Chat GPT es de caja negra, porque sus resultados pueden no repetirse si el modelo cambia.

4.4 Condiciones, barreras y limitaciones de adopción

Esta categoría reúne documentos y se relaciona con el tercer objetivo específico. 10 de ellos estudian la adopción desde la propia MiPyme, pero solo 3 tratan la inteligencia artificial de forma directa (Bravo Acosta et al., 2026; Hernández Vega et al., 2026; Toloza Cardozo, 2025); los demás tratan tecnologías digitales como la facturación electrónica, las Fintech, las plataformas web o la Industria 4.0. Ninguno se centra en los riesgos de crédito o de liquidez.

Estas son las Barreras y limitaciones obtenidas:

- Falta de capacitación, interés o formación tecnológica

- Infraestructura limitada e integración con otros sistemas
- Baja adopción o madurez digital
- Resistencia al cambio y débil de cultura digital
- Costos y poco ascenso al financiamiento
- Ciberseguridad y Privacidad
- Caja negra o poca interpretabilidad
- Calidad y disponibilidad de los datos
- Regulación y gobierno de datos
- Sesgos e información imprecisa

Condiciones para su uso, podemos nombrar varias entre esas Datos confiables, aplicabilidad, integración a los procesos y seguimiento, liderazgo y criterio humano en las decisiones.

Hernández Vega et al. (2026) reportan que la adopción de IA en las PYMES latinoamericanas sigue siendo incipiente, y que sus barreras son la falta de talento, el poco acceso a financiamiento y la débil cultura digital. Muñoz-Pinzón et al. (2024) encontraron una adopción baja de tecnologías de Industria 4.0 en 121 PYMES, con la falta de infraestructura y los altos costos como barreras comunes. Sarmiento Suárez et al. (2024) reportan un nivel bajo de madurez digital en una parte importante de 3.708 MiPymes, y Celis Murcia et al. (2025) un nivel bajo de incorporación de la facturación electrónica. Mondragón Silva y Pechene Velasco (2022) encontraron que muchas MiPymes desconocen las Fintech y sus productos de financiación. Robles Puentes et al. (2026) reportan que el 85 % de las empresas no tiene políticas de ciberseguridad y que solo el 20 % recibió capacitación. Toloza Cardozo (2025) encontró que la

IA reduce costos y mejora la precisión de los datos, pero choca con la resistencia al cambio, la poca formación tecnológica y la infraestructura limitada.

Capítulo V. Discusión

En este capítulo se interpretan los resultados presentados en el Capítulo IV, se contrastan entre los autores y con el marco teórico, y se da respuesta a la pregunta de investigación: ¿qué oportunidades y limitaciones identifica la literatura científica sobre el uso de la inteligencia artificial como apoyo a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes?

La primera oportunidad que muestra la literatura es una mejor capacidad para anticipar el incumplimiento y la insolvencia. La mayoría de los estudios coincide en que los modelos de machine learning, en especial Random Forest y boosting, superan a los métodos estadísticos tradicionales (Borrero-Tigreros & Bedoya-Leiva, 2020; Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Franco, 2022; Fardous, 2025). Sin embargo, al contrastar estos resultados con el marco teórico se observa que la inteligencia artificial no reemplaza la tradición de Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980), sino que la amplía. Los modelos de IA siguen trabajando con las mismas razones financieras que estos autores propusieron, como el endeudamiento, la liquidez y la rentabilidad (Correa-Mejía & Lopera-Castaño, 2020; Molina Urrego & González Jiménez, 2024). Su aporte está en que pueden combinar muchas más variables a la vez y reconocer relaciones que no son lineales.

Esta ventaja no es absoluta. Cuesta-Mora y Gómez-Molina (2025) encontraron que los modelos logit más sencillos siguieron siendo competitivos frente a XGBoost, y en Díaz Arboleda et al. (2023) el desempeño bajó de forma importante cuando el modelo se probó con datos nuevos. Esto indica que la mejora que ofrece la IA depende de la calidad de los datos y de que el modelo se valide bien, y no solo de la técnica que se escoja.

La segunda oportunidad es la posibilidad de usar información que los modelos tradicionales no incluían. Fardous (2025) reporta que las variables de comportamiento de pago

mejoraron el desempeño en 19 de 23 estudios, Zhang et al. (2022) encontraron que combinar datos demográficos y de comportamiento predice mejor el riesgo de crédito, y Bitetto et al. (2023) muestran que la historia de las variables ayuda a clasificar mejor el riesgo. Para la MiPyme esto tiene una doble lectura, porque el riesgo de crédito tiene dos caras: la empresa es evaluada por quien le presta, pero también enfrenta el riesgo de que sus propios clientes no le paguen. Higuita González (2019) señala el aumento de los días de cartera como uno de los factores de riesgo de liquidez de mayor probabilidad. Por ello, se infiere que una de las oportunidades más cercanas para la MiPyme es usar la IA para analizar el comportamiento de pago de sus clientes y anticipar problemas de cartera antes de que afecten su liquidez.

La tercera oportunidad son las alertas tempranas. Correa-Mejía y Lopera-Castaño (2020) alcanzaron una precisión de 92,1 % un año antes de la insolvencia, y Metzger et al. (2025) obtuvieron una exactitud de 91,7 % con ChatGPT. Galaviz Gutiérrez (2026) propone un modelo que va de los estados financieros a las alertas y las decisiones preventivas. Esta posibilidad se relaciona con la Ley 1116 de 2006, que reconoce la incapacidad de pago inminente: si la IA permite ver con anticipación el deterioro del crédito y de la liquidez, la empresa puede actuar antes de llegar a la insolvencia. En el riesgo de liquidez, Fardous (2025) y Wahyudi y Chaplot (2025) muestran que el machine learning mejora el pronóstico del flujo de caja, lo que abre la posibilidad de planear con más anticipación las necesidades de efectivo.

Por último, el estudio de Metzger et al. (2025) sugiere que herramientas de uso general, como los modelos de lenguaje, pueden analizar información financiera sin que la empresa construya un modelo propio. Desde la teoría de Rogers (2003), esto podría reducir la complejidad que percibe el propietario, que en la MiPyme suele ser quien decide. Sin embargo,

esta es una inferencia, ya que la evidencia sobre IA generativa en la gestión financiera de las MiPymes todavía es escasa.

Los factores de riesgo y la información que necesitan los modelos, frente al primer objetivo específico, los resultados muestran que el endeudamiento, los indicadores de liquidez, la rentabilidad, el comportamiento de pago y el manejo del flujo de efectivo son los factores que más se repiten, tanto en los estudios con IA como en los que no la usan. Esta coincidencia concuerda con lo planteado por Beaver (1966), quien destacó la relación entre el flujo de caja y la deuda, y por Ohlson (1980), quien relacionó la probabilidad de quiebra con la estructura financiera, el desempeño y la liquidez de la empresa. Es decir, la literatura reciente confirma que los riesgos de crédito y de liquidez se reflejan en la información contable, que es la misma que usan los modelos de IA.

El problema aparece al contrastar estos factores con la realidad de las MiPymes. Los modelos necesitan estados financieros organizados y confiables, pero los estudios muestran que muchas MiPymes no los preparan o no los usan para decidir (Romero Álvarez & Ramírez Montoya, 2018; Tello Perdomo, 2023; Tobón Perilla et al., 2022; Torres Dávila et al., 2024), y que la informalidad en el manejo de la información agrava sus riesgos (Rodríguez Hernández & Vásquez Céspedes, 2022). Se presenta entonces una distancia entre lo que la IA necesita y lo que la MiPyme tiene. Por esta razón, contar con información financiera elaborada bajo los marcos técnicos del Decreto 2420 de 2015 es una condición previa para que la IA pueda apoyar la gestión del riesgo.

Los resultados también muestran que las relaciones entre estos factores no son iguales en todos los contextos. Coronel-Pangol et al. (2021) encontraron que las empresas con más liquidez presentaron mayor riesgo crediticio, González Pozo y Villazhañay Vicuña (2026) encontraron

que el flujo de efectivo explica una parte mínima de la liquidez, y Uvillús Chilig et al. (2026) no encontraron significativo el ciclo de conversión del efectivo. Estas diferencias indican que el comportamiento del riesgo cambia según el sector, el tamaño y la región. Por ello, un modelo entrenado con datos de otro país, sector o tipo de empresa no necesariamente funciona igual en una MiPyme, y debe ajustarse con información de su propio contexto.

Limitaciones para el uso de la inteligencia artificial en las MiPymes, frente al tercer objetivo específico, la primera limitación tiene que ver con la perspectiva desde la cual se ha construido la evidencia. El riesgo de crédito se estudia sobre todo desde la entidad que presta y la insolvencia desde un analista externo o supervisor. De los 23 documentos de la categoría de inteligencia artificial, solo uno se ubica en la perspectiva de la propia MiPyme. Esto significa que buena parte de la literatura responde a la pregunta de cómo un banco o un supervisor evalúa a la MiPyme, y no a la de cómo la MiPyme puede gestionar su propio riesgo. Un modelo que funciona bien para quien presta no se traduce necesariamente en una mejor gestión dentro de la empresa.

La segunda limitación se explica con el marco Tecnología–Organización–Entorno de Tornatzky y Fleischer (1990), porque las barreras encontradas aparecen en sus tres contextos. En el contexto tecnológico están la infraestructura limitada, la dificultad para integrar la IA con otros sistemas y la baja calidad de los datos (Góngora Chonillo, 2023; Herrera-Sánchez & Casanova-Villalba, 2024; Muñoz-Pinzón et al., 2024). En el contexto organizacional están la falta de talento y capacitación, que es la barrera que más se repite, la resistencia al cambio y el poco uso de la información financiera (Hernández Vega et al., 2026; Toloza Cardozo, 2025). En el contexto del entorno están los costos, el poco acceso a financiamiento, las exigencias de regulación y la ciberseguridad (Begum, 2025; Robles Puentes et al., 2026). Que los tres

contextos sean débiles ayuda a explicar por qué la adopción de IA en las MiPymes sigue siendo baja o incipiente (Hernández Vega et al., 2026; Sarmiento Suárez et al., 2024).

La tercera limitación es la falta de interpretabilidad de los modelos. Hermitaño Castro (2022), Wahyudi y Chaplot (2025) y Metzger et al. (2025) advierten que muchos modelos funcionan como una caja negra. Desde la teoría de Rogers (2003), esto afecta la compatibilidad y aumenta la complejidad que percibe quien decide. Si los gerentes de las MiPymes toman sus decisiones sobre todo por intuición (Romero Álvarez & Ramírez Montoya, 2018), es poco probable que confíen en un resultado que no pueden entender ni explicar. Por eso Henao Mora (2025) y Fardous (2025) coinciden en que la IA funciona mejor cuando el modelo explica sus decisiones y se integra a los procesos de la empresa.

La cuarta limitación es que predecir no es lo mismo que gestionar. De La Hoz Suárez et al. (2024), Galaviz Gutiérrez (2026) y Arboleda Gallardo y Vargas Salazar (2026) coinciden en que la IA no reemplaza el criterio del profesional ni del directivo, y Galaviz Gutiérrez (2026) aclara que la IA apoya la prevención, pero no garantiza la permanencia de la empresa. Esto concuerda con la teoría de las capacidades dinámicas de Teece et al. (1997): la IA aporta valor cuando la empresa es capaz de interpretar la alerta y reorganizar sus recursos para responder, y no solo cuando adquiere la herramienta. En la misma línea, Drydakis (2022) encontró menos riesgos de negocio en las pymes que usaban IA, aunque su resultado se basa en la percepción de las propias empresas.

Por último, la evidencia disponible también tiene límites. Muchos estudios trabajan con muestras pequeñas, de una sola ciudad o con percepciones de los empresarios, y varias revisiones no presentan datos propios. Los modelos de insolvencia con datos colombianos trabajan con empresas reportadas a la Superintendencia de Sociedades, que no representan a la mayoría de las

microempresas (Molina Urrego & González Jiménez, 2024). Además, los estudios sobre IA aplicada a la liquidez se concentran en grandes empresas o en empresas públicas (Wahyudi & Chaplot, 2025), y Fardous (2025) reconoce que los datos sobre MiPymes son parciales. Esto muestra que el riesgo de liquidez de las MiPymes es el campo con menos evidencia sobre el uso de la IA.

A partir de la literatura revisada se puede responder que la inteligencia artificial ofrece oportunidades reales para apoyar la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes, pero que su aprovechamiento está condicionado por limitaciones que hoy son importantes en este tipo de empresas. Las oportunidades que identifica la literatura son cuatro: una mejor capacidad para anticipar el incumplimiento y la insolvencia frente a los métodos tradicionales; la posibilidad de incorporar nuevos datos, como el comportamiento de pago de los clientes; la generación de alertas tempranas y el pronóstico del flujo de caja, que permiten actuar antes de que el deterioro conduzca a la insolvencia; y el apoyo a la toma de decisiones con información más oportuna.

Las limitaciones también son cuatro: la falta de información financiera organizada y confiable en muchas MiPymes, que es la base que necesitan los modelos; la falta de talento, infraestructura y recursos para adoptar estas herramientas; la poca interpretabilidad de algunos modelos, que genera desconfianza y dificulta su aceptación; y una evidencia construida principalmente desde quien presta o supervisa y en empresas grandes, con pocos estudios desde la propia MiPymes, sobre todo en el riesgo de liquidez.

En síntesis, la literatura muestra a la inteligencia artificial como una herramienta de apoyo y no como un reemplazo del criterio financiero. Para las MiPymes, su uso en la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez es hoy más una posibilidad que una práctica, y su

aprovechamiento depende primero de la información financiera, luego de las capacidades de las personas que la interpretan y, por último, de la tecnología.

Conclusiones

A partir de la revisión de los 62 documentos, se concluye, frente al primer objetivo específico, que los factores asociados a la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez que más se repiten en la literatura son el endeudamiento, los indicadores de liquidez, la rentabilidad, el comportamiento de pago y la cartera, y el manejo del flujo de efectivo, tanto en los estudios que usan inteligencia artificial como en los que no la usan. Estos factores son los mismos que desde Beaver (1966), Altman (1968) y Ohlson (1980) se han utilizado para anticipar la insolvencia, lo que confirma que los riesgos de crédito y de liquidez se reflejan en la información contable de la empresa. En relación con el segundo objetivo, las técnicas más aplicadas son los árboles de decisión y Random Forest, los modelos de boosting como XGBoost, las redes neuronales y las máquinas de soporte vectorial, y en menor medida la IA explicable y la IA generativa. La mayoría de los estudios coincide en que estos modelos anticipan mejor el incumplimiento y la insolvencia que los métodos estadísticos tradicionales; sin embargo, esta ventaja no es absoluta, porque modelos más sencillos como la regresión logística siguen siendo competitivos y el desempeño baja cuando los modelos se prueban con datos nuevos. Por esta razón, la IA no reemplaza los modelos clásicos de predicción, sino que los amplía, al combinar más variables y reconocer relaciones que no son lineales.

Frente al tercer objetivo, la literatura identifica como oportunidades una mejor capacidad para anticipar el deterioro del crédito y de la liquidez, la incorporación de nuevos datos como el comportamiento de pago de los clientes, la generación de alertas tempranas, el pronóstico del flujo de caja y un apoyo más oportuno a la toma de decisiones. Al mismo tiempo, identifica limitaciones importantes: muchas MiPymes no elaboran ni usan su información financiera para decidir; existen barreras de talento, infraestructura, costos y resistencia al cambio; algunos

modelos funcionan como una caja negra que dificulta su interpretación; y la mayor parte de los modelos se ha construido desde la entidad que presta o supervisa, y no desde la gestión de la propia MiPymes. En respuesta a la pregunta de investigación, se concluye que la inteligencia artificial ofrece oportunidades reales para apoyar la gestión de los riesgos de crédito y de liquidez en las MiPymes, pero que su aprovechamiento depende primero de contar con información financiera organizada y confiable, luego de las capacidades de las personas que la interpretan y, por último, de la tecnología. Esta conclusión se refuerza con lo encontrado por Bal et al. (2026): ni la digitalización contable ni la IA por sí solas mejoraron el desempeño financiero, y solo lo hicieron cuando existían datos de buena calidad. En consecuencia, la IA debe entenderse como una herramienta de apoyo y no como un reemplazo del criterio de quien toma las decisiones financieras.

Recomendaciones

A las MiPymes se les recomienda, como primer paso, organizar y mantener al día su información financiera: estados financieros, flujo de caja, cartera y comportamiento de pago de sus clientes. Sin esta base, ninguna herramienta de inteligencia artificial puede apoyar la identificación de los riesgos de crédito y de liquidez. También se les recomienda usar de manera regular los indicadores de liquidez, endeudamiento y rentabilidad para tomar decisiones, y capacitar a las personas encargadas del área financiera en el uso e interpretación de estas herramientas. Al incorporar la IA, es conveniente empezar con herramientas sencillas y que se puedan entender, que apoyen el seguimiento de la cartera y del flujo de caja, y mantener siempre el criterio del empresario o del profesional financiero en la decisión final. Así mismo, deben proteger la información de sus clientes y de su empresa, con políticas básicas de ciberseguridad y de tratamiento de datos.

A los gremios y entidades de apoyo, como las cámaras de comercio y las entidades financieras, se les recomienda impulsar programas de formación financiera y digital dirigidos a los empresarios, que les permitan organizar su información contable y comprender el uso de la inteligencia artificial en la gestión del riesgo. También pueden acompañar a las MiPymes en procesos como la facturación electrónica y el manejo digital de su información, y apoyar el acceso a estas herramientas con alternativas de bajo costo, ya que los costos y la falta de infraestructura son unas de las principales barreras. A las entidades que prestan se les recomienda explicar a las MiPymes los criterios con los que sus modelos evalúan el riesgo de crédito, para que la empresa pueda usar esa información en su propia gestión.

A la academia se le recomienda desarrollar investigaciones aplicadas que prueben modelos de inteligencia artificial con datos de las propias MiPymes, en especial para anticipar problemas de cartera y de flujo de caja, y estudios en el Huila y en Neiva que midan el nivel real de adopción de estas herramientas. También se le recomienda incluir en los programas de Administración Financiera y áreas afines el análisis de datos y el uso de la IA en la gestión del riesgo, y fortalecer el trabajo conjunto con las empresas de la región, de manera que los estudiantes puedan acompañar a las MiPymes en la organización de su información financiera.

Referencias

Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance, 23*(4), 589–609. https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x

Arboleda Gallardo, M. F., & Vargas Salazar, R. E. (2026). Liderazgo positivo y gestión estratégica 4.0: Integración de la inteligencia artificial en la toma de decisiones basada en el análisis de riesgos operativos y financieros mediante mapas de calor. *Revista Científica Ciencia y Descubrimiento, 4*(1). https://doi.org/10.63816/8czz1e33

Ávila Mogollón, F. M. L. (2022). *Revisión sistemática de artículos científicos sobre inteligencia artificial y su aplicación en el sector de servicios financieros en Colombia* [Trabajo de grado, Universidad Industrial de Santander]. Repositorio Noesis UIS. https://noesis.uis.edu.co/handle/20.500.14071/11657

Bal, M., Benadi, M., & Ait Oufkir, A. (2026). Management Accounting Digitalization in Emerging Economies: A Mixed-Methods Investigation of AI and Data Quality as Serial Mediators of Financial Performance. *Journal of Risk and Financial Management, 19(9), 722*. https://doi.org/10.3390/jrfm19090722

Basel Committee on Banking Supervision. (2020). *Definitions and application of market risk. Bank for International Settlements.* https://www.bis.org/committees/bcbs/basel-framework/standard/mar/11/inforce/2023-01-01/published/2020-03-27

Basel Committee on Banking Supervision. (2024). *Counterparty credit risk definitions and terminology. Bank for International Settlements*. https://www.bis.org/

Basel Committee on Banking Supervision. (2025). *Liquidity risk management and supervision. Bank for International Settlements*. https://www.bis.org/committees/bcbs/basel-consolidated-guidelines/module/lqy

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research, 4*, 71–111. https://doi.org/10.2307/2490171

Begum, S. (2025). Artificial intelligence and economic resilience: A review of predictive financial modelling for post-pandemic recovery in the United States SME sector. *International Journal of Innovative Science and Research Technology, 10*(7), 3620–3627. https://doi.org/10.38124/ijisrt/25jul1726

Bergmann, D. (2025, 18 de agosto). *¿Qué es el aprendizaje automático?* IBM. https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning

Bitetto, A., Cerchiello, P., Filomeni, S., Tanda, A., & Tarantino, B. (2023). Machine learning and credit risk: Empirical evidence from small- and mid-sized businesses. *Socio-Economic Planning Sciences, 90*, Artículo 101746. https://doi.org/10.1016/j.seps.2023.101746

Borrero-Tigreros, D., & Bedoya-Leiva, O. (2020). Predicción de riesgo crediticio en Colombia usando técnicas de inteligencia artificial. *Revista UIS Ingenierías, 19*(4), 37–52. https://doi.org/10.18273/revuin.v19n4-2020004

Bravo Acosta, O., Cabanilla Guerra, G., & Cabanilla Guerra, M. (2026). Uso de inteligencia artificial (IA) en mipymes de América Latina. *European Public & Social Innovation Review, 11*, 1–18. https://doi.org/10.31637/epsir-2026-2334

Cabrera García, J. A., & Hermosa Pascuas, J. A. (2024). *Integración de inteligencia artificial y neuromarketing en microempresas de modistería en Neiva* [Trabajo de grado,

Universidad Nacional Abierta y a Distancia]. Repositorio Institucional UNAD. https://repository.unad.edu.co/handle/10596/66931

Cámara de Comercio del Huila. (2024). *Iniciativas en materia de fortalecimiento empresarial y competitividad para el Plan de Desarrollo de Neiva 2024-2027.* https://www.cchuila.org/wp-content/uploads/Iniciativas-empresariales-para-PDN-Neiva-8042024.pdf

Celis Murcia, L. M., Vargas Ñustes, C. E., Celis Torres, D. E., & Valencia Rivera, W. (2025). Facturación electrónica en microempresas de la comuna dos de Neiva: Perspectivas. *Revista FACCEA, 15*(1), 38–54. https://doi.org/10.47847/faccea.v15n1a2

Congreso de la República de Colombia. (2006, 27 de diciembre). *Ley 1116 de 2006. Por la cual se establece el Régimen de Insolvencia Empresarial en la República de Colombia y se dictan otras disposiciones*. Diario Oficial No. 46.494.

Coronel-Pangol, K., Flores-Sánchez, G., Campoverde-Campoverde, J., & Romero-Galarza, A. (2021). Aproximación predictiva al riesgo crediticio comercial en empresas alimenticias ecuatorianas. *Estudios Gerenciales, 37*(160), 413–424. https://doi.org/10.18046/j.estger.2021.160.4022

Correa García, J. A., Ramírez Bedoya, L. J., & Castaño Ríos, C. E. (2009). Modelo de gestión financiera integral para MIPYMES en Colombia. *Contaduría Universidad de Antioquia*, (55), 187–201.

Correa-Mejía, D. A., & Lopera-Castaño, M. (2020). Indicadores financieros como instrumento poderoso para predecir la insolvencia: Un estudio usando el algoritmo boosting en empresas colombianas. *Estudios Gerenciales, 36*(155), 229–238. https://doi.org/10.18046/j.estger.2020.155.3588

Cuesta-Mora, D. F., & Gómez-Molina, A. C. (2025). *Simulación dinámica de balances y predicción del incumplimiento crediticio: Un modelo de prueba de estrés para firmas colombianas* (Borradores de Economía No. 1325). Banco de la República. https://doi.org/10.32468/be.1325

De La Hoz Suárez, B. A., Manjarres Tete, A. E., De La Hoz Suárez, A. I., & Luna Morán, I. F. (2024). Inteligencia artificial como estrategia para gestionar los procesos de auditoría financiera. *Revista Estrategia Organizacional, 13*(1), 41–55. https://hemeroteca.unad.edu.co/index.php/revista-estrategica-organizacio/article/view/7149

De Lara Haro, A. (2005). *Medición y control de riesgos financieros* (3.ª ed.). Limusa.

Díaz Arboleda, J. E., González Rivera, J., & Rodríguez Vivas, M. E. (2023). *Implementación de un modelo de riesgo de crédito para el otorgamiento y la renovación ágil de microcréditos para MiPymes aplicando técnicas de machine learning* [Tesis de maestría, Pontificia Universidad Javeriana Cali]. Repositorio Vitela. https://doi.org/10.71618/5qhk-yt28

Drydakis, N. (2022). Artificial intelligence and reduced SMEs' business risks: A dynamic capabilities analysis during the COVID-19 pandemic. *Information Systems Frontiers, 24*, 1223–1247. https://doi.org/10.1007/s10796-022-10249-6

Fardous, M. (2025). Predictive analytics for working capital management: Machine learning applications in cash flow and liquidity forecasting. *American Journal of Scholarly Research and Innovation, 4*(1), 662–694. https://doi.org/10.63125/xrfrsz89

Finn, T., & Smalley, I. (2022). *What is predictive analytics?* IBM. https://www.ibm.com/think/topics/predictive-analytics

Franco, Y. A. (2022). Un análisis bibliométrico de la predicción de quiebra empresarial con machine learning. *Odeon*, (22), 87–126. https://doi.org/10.18601/17941113.n22.04

Galarza-Sánchez, P. C., Boné-Andrade, M. F., & Pinargote-Bravo, V. J. (2023). Aplicaciones de inteligencia artificial generativa en la transformación digital empresarial. *Revista Científica Ciencia y Método, 1*(1), 28–41. https://doi.org/10.55813/gaea/rcym/v1/n1/8

Galaviz Gutiérrez, M. (2026). Una propuesta de herramientas de inteligencia artificial en el análisis financiero: Modelo conceptual para la identificación temprana de riesgos en las PYMES. *Excelencia Administrativa Online, 5*(11), 8–32. https://doi.org/10.54167/eao.v5i11.2471

Góngora Chonillo, J. T. (2023). Evaluación del riesgo financiero en microempresas a través de inteligencia artificial. *Revista Pulso Científico, 1*(2), 34–49. https://doi.org/10.70577/rps.v1i2.10

González Pozo, E. D., & Villazhañay Vicuña, J. B. (2026). Análisis del flujo de efectivo y su incidencia en la liquidez en las empresas del sector comercial, Quito año 2024. *ASCE, 5*(2), 1280–1304. https://doi.org/10.70577/asce.v5i2.824

González Vidal, J. F. (2023). *Impacto del riesgo financiero en la sostenibilidad de las pymes en Colombia* [Artículo de revisión para optar al título de Especialista en Gerencia Financiera, Fundación Universitaria del Área Andina]. Repositorio Digitk Areandina. https://digitk.areandina.edu.co/server/api/core/bitstreams/4a6bb294-140b-4cc9-a416-e0a4d5355f40/content

Henao Mora, Y. T. (2025). *Aplicación de técnicas de IA para la detección temprana de riesgos financieros en pymes colombianas* [Trabajo de grado, Universidad Cooperativa de Colombia]. Repositorio Institucional UCC.

https://repository.ucc.edu.co/server/api/core/bitstreams/bb7148a3-f280-4e44-bb2c-7b48030d861c/content

Hermitaño Castro, J. A. (2022). Aplicación de machine learning en la gestión de riesgo de crédito financiero: Una revisión sistemática. *Interfases, 15*(15), 160–178. https://doi.org/10.26439/interfases2022.n015.5898

Hernández Vega, O., Parra Almada, C. G., & De la Rosa Flores, C. C. (2026). La inteligencia artificial en las PYMES: Una revisión de literatura para América Latina. *Ciencia y Reflexión – Revista Científica Multidisciplinaria, 5*(1), 1080–1098. https://doi.org/10.70747/cr.v5i1.713

Herrera-Sánchez, M. J., & Casanova-Villalba, C. I. (2024). Inteligencia artificial y su impacto en la transformación de la gestión financiera. *Space Scientific Journal of Multidisciplinary, 2*(1), 52–63.

Higuita González, D. (2019). *Análisis de factores de riesgo de liquidez en la MIPYMES de Medellín: Estudio de caso MIPYMES PRIMS* [Trabajo de grado, Tecnológico de Antioquia Institución Universitaria]. Repositorio Institucional TdeA. https://dspace.tdea.edu.co/handle/tda/547

International Organization for Standardization. (2018). *Risk management — Guidelines* (ISO Standard No. 31000:2018). https://www.iso.org/standard/65694.html

Khalid, S., Khan, M. A., Su'ud, M. M., Alam, M. M., Aman, N., Taj, M. T., Zaka, R., & Jehangir, M. (2022). Predicting risk through artificial intelligence based on machine learning algorithms: A case of Pakistani nonfinancial firms. *Complexity, 2022*, Artículo 6858916. https://doi.org/10.1155/2022/6858916

Mayett, Y., Zuluaga, W., & Guerrero, M. J. (2022). Gestión financiera y desempeño en MiPyMes colombianas y mexicanas. *Investigación Administrativa, 51*(130).

Mejía, D. (2021, 22 de junio). *La importancia de la educación financiera para las mipyme*. CAF – Banco de Desarrollo de América Latina y el Caribe. https://www.caf.com/es/blog/la-importancia-de-la-educacion-financiera-para-las-mipyme/

Metzger, M., O'Reilly, S., & Mac an Bhaird, C. (2025). Generative artificial intelligence augmenting SME financial management. *Technovation, 147*, Artículo 103313. https://doi.org/10.1016/j.technovation.2025.103313

Molina Urrego, M. S., & González Jiménez, K. (2024). *Predicción de insolvencia económica en PYMES colombianas mediante modelos de aprendizaje automático* [Trabajo de grado, Fundación Universitaria Los Libertadores]. Repositorio Institucional. https://repository.libertadores.edu.co/items/8e0b064b-248e-49fd-8ad9-154efbebd1bf

Mondragón Silva, L., & Pechene Velasco, B. E. (2022). *Las Fintech como alternativa de financiación para las MiPymes colombianas* [Tesis de maestría, Universidad EAFIT]. Repositorio Institucional EAFIT. https://repository.eafit.edu.co/handle/10784/31878

Muñoz-Pinzón, D. S., Valencia-Rivero, K. T., Caviativa-Castro, Y. P., & Castillo-Bustos, J. S. (2024). Estado actual de la adopción de la industria 4.0 en pymes colombianas: Desafíos y oportunidades. *Revista Politécnica, 20*(39), 99–118. https://doi.org/10.33571/rpolitec.v20n39a7

Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research, 18(1), 109–131. https://doi.org/10.2307/2490395

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024). *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system* (OECD Artificial Intelligence Papers No. 8). OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/623da898-en

Ortíz, J. C., Rodríguez Díaz, D. A., Amador Rosales, C. A., & Reyes Jordán, L. (2025). *Desarrollo de un modelo predictivo de rentabilidad empresarial en empresas de la cadena alimentaria del Huila mediante el análisis de variables financieras y tendencias del mercado regional* [Tesis de especialización, Universidad EAN]. Repositorio Institucional. http://hdl.handle.net/10882/14489

Ortiz, Y., Barrera Cubillos, N. Y., Torres Ordoñez, M., & García Coronado, L. C. (2021). Transformación de las MiPymes en la era digital para la permanencia en el mercado. *INVESTICGA: Revista de Investigación en Gestión Administrativa y Ciencias de la Información, 4*, 67–72. https://revistas.sena.edu.co/index.php/ricga/article/view/2924

Presidencia de la República de Colombia. (2015, 14 de diciembre). *Decreto 2420 de 2015. Por medio del cual se expide el Decreto Único Reglamentario de las Normas de Contabilidad, de Información Financiera y de Aseguramiento de la Información y se dictan otras disposiciones*. Diario Oficial No. 49.726.

Presidencia de la República de Colombia. (2019, 5 de junio). *Decreto 957 de 2019: Por el cual se adiciona el capítulo 13 al Título 1 de la Parte 2 del Libro 2 del Decreto 1074 de 2015, Decreto Único Reglamentario del Sector Comercio, Industria y Turismo y se reglamenta el artículo 2 de la Ley 590 de 2000, modificado por el artículo 43 de la Ley 1450 de 2011*. Departamento Administrativo de la Función Pública. https://www.funcionpublica.gov.co/eva/gestornormativo/norma.php?i=94550

Préstamo Gil, F. E., Cordero Céspedes, A., & Zúñiga Gamboa, J. (2021). Administración del riesgo y planeación financiera como estrategias de las Pymes del sector tecnológico en Costa Rica ante la pandemia del Covid-19. *Revista Metropolitana de Ciencias Aplicadas, 4*(1), 16–25. https://doi.org/10.62452/fvedtd85

Robles Puentes, H. A., Silva Marín, F. D., Rubiano Llorente, J., Hernández Lugo, P. F., Torres Silva, P., & Villarreal Pazos, R. A. (2026). Desarrollo de un modelo de ciberseguridad basado en Scrum para MiPyMEs del Huila: Una propuesta de gestión ágil para la resiliencia digital. *Ciencia y Reflexión, 5*(1), 1253–1271. https://doi.org/10.70747/cr.v5i1.999

Rodríguez Díaz, D. A., & Lemus Cuchimba, M. F. (2025). *Aplicación de machine learning en el análisis de supervivencia de empresas de la cadena alimentaria en el Huila: Factores de éxito y predicciones de longevidad empresarial* [Trabajo académico, Universidad EAN]. Repositorio Institucional. https://hdl.handle.net/10882/14829

Rodríguez Hernández, N. L., & Vásquez Céspedes, L. C. (2022). Identificación de los riesgos financieros en la gestión de las mipymes comerciales de Villavicencio, Meta. *Revista Geon, 9*(2). https://doi.org/10.22579/23463910.773

Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5.ª ed.). Free Press.

Romero Álvarez, Y., & Ramírez Montoya, J. (2018). Relación de la toma de decisiones financieras con el nivel de conocimiento financiero en las mipymes. *Suma de Negocios, 9*(19), 36–44. https://doi.org/10.14349/sumneg/2018.V9.N19.A5

Rosa, P. S., & Gartner, I. R. (2018). Financial distress in Brazilian banks: An early warning model. *Revista Contabilidade & Finanças, 29*(77), 312–331. https://doi.org/10.1590/1808-057x201803910

Ruiz Cortez, P. (2026). Inteligencia artificial y predicción del riesgo financiero: Revisión sistemática de modelos y predictores en la literatura reciente. *REMULCI, 4*(1). https://doi.org/10.65835/remulci.4.1.1619

Sarmiento Suárez, J. E., Gutiérrez Navas, E. B., & Ramírez Montañez, J. C. (2024). Oportunidades y desafíos para la digitalización de las mipymes en Colombia. *Pensamiento & Gestión, 57*, 128–154. https://doi.org/10.14482/pege.57.240.855

Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research, 104*, 333–339. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039

Stryker, C., & Kavlakoglu, E. (2024, 9 de agosto). *¿Qué es la inteligencia artificial (IA)?* IBM. https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/artificial-intelligence

Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal, 18*(7), 509–533. https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0266(199708)18:7<509::AID-SMJ882>3.0.CO;2-Z

Tello Perdomo, C. F. (2023). *Análisis de la opinión de los empresarios dueños de las pequeñas y medianas empresas pertenecientes a la industria textil de la ciudad de Neiva sobre la importancia de utilizar información contable y financiera en la toma de decisiones de inversión* [Proyecto de investigación, Universidad Nacional Abierta y a Distancia]. Repositorio Institucional UNAD. https://repository.unad.edu.co/handle/10596/54538

Tobón Perilla, L. N., Urquía Grande, E., & Cano Montero, E. I. (2022). El uso de la información financiera en la gestión de las pymes colombianas. *Revista Perspectiva Empresarial, 9*(2), 11–23. https://doi.org/10.16967/23898186.791

Toloza Cardozo, T. D. (2025). *Incidencia de la inteligencia artificial (IA) en la automatización de procesos financieros en las empresas del sector de servicios de salud de Neiva Huila* [Trabajo de grado, Corporación Universitaria Minuto de Dios - UNIMINUTO]. Repositorio UNIMINUTO. https://hdl.handle.net/10656/21665

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

Torres Dávila, G. C., Narváez Encalada, M. V., Cortez Arboleda, A. C., & Serrano Sarango, L. M. (2024). El flujo de caja en la gestión de las microempresas de la ciudad de Machala. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, 8*(4), 2552–2566. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4.12506

Uvillús Chilig, D. A., Criollo Casco, K. E., & Urbina Poveda, M. A. (2026). Incidencia de la gestión del riesgo de liquidez en la solvencia de las pymes manufactureras de Imbabura – Ecuador, período 2018-2024. *Pacha. Revista de Estudios Contemporáneos del Sur Global, 7*(21), Artículo e260568. https://doi.org/10.46652/pacha.v7i21.568

Valencia-Jara, B. D., & Narváez-Zurita, C. I. (2021). La gestión de riesgos financieros y su incidencia en la toma de decisiones. *Cienciamatria, 7*(2), 691–722. https://doi.org/10.35381/cm.v7i2.526

Villalba Rincón, J. M., & Pérez Naranjo, C. (2022). Reactivación y fortalecimiento a 5 Mipymes de Neiva, mediante el desarrollo de soluciones digitales. *Revista Sennova: Revista del Sistema de Ciencia, Tecnología e Innovación*. https://doi.org/10.23850/23899573.5410

Wahyudi, Z., & Chaplot, D. (2025). Generative AI and the future of cash flow forecasting: Bridging accuracy and governance in public companies. *Escalate: Economics and Business Journal, 3*(2), 70–86. https://doi.org/10.61536/escalate.v3i02.303

Zhang, W., Yan, S., Li, J., Tian, X., & Yoshida, T. (2022). Credit risk prediction of SMEs in supply chain finance by fusing demographic and behavioral data. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 158*, Artículo 102611. https://doi.org/10.1016/j.tre.2022.102611