

Scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá: eficiencia predictiva, sesgos algorítmicos y desafíos regulatorios

AI-Based Credit Scoring in Panama: Predictive Efficiency, Algorithmic Biases, and Regulatory Challenges

Norman Luis Araúz Mojica¹ y Dayra Dariela Vega Vega²

¹Universidad de Panamá, normanarauz@up.ac.pa, <https://orcid.org/0009-0004-6460-8004>, Panamá

²Universidad de Panamá, dayra.vega@up.ac.pa, <https://orcid.org/0000-0003-2129-4848>, Panamá

Información del Artículo

Trazabilidad:

Recibido 27-02-2026

Revisado 04-03-2026

Aceptado 01-04-2026

Palabras Clave:

Scoring crediticio
Inteligencia artificial
Eficiencia predictiva
Sesgo algorítmico
Regulación financiera

Keywords:

Credit scoring
Artificial intelligence
Predictive efficiency
Algorithmic bias
Financial regulation

RESUMEN

La transformación digital del sistema financiero ha impulsado la adopción de modelos de inteligencia artificial para mejorar la evaluación del riesgo crediticio. En este contexto, el presente estudio tiene como objetivo analizar la eficiencia predictiva, los posibles sesgos algorítmicos y los desafíos regulatorios asociados al uso de sistemas automatizados de scoring crediticio en Panamá. La investigación se desarrolló mediante un enfoque cuantitativo con diseño documental y análisis comparativo de literatura científica especializada sobre modelos de aprendizaje automático aplicados al riesgo crediticio. Los resultados evidencian que los modelos basados en inteligencia artificial presentan un desempeño superior a los enfoques tradicionales en términos de precisión predictiva, capacidad de discriminación del riesgo y reducción del tiempo de evaluación crediticia. No obstante, también se identifican desafíos relevantes relacionados con la presencia de sesgos algorítmicos derivados de desigualdades estructurales en los datos utilizados para entrenar los modelos, lo que puede generar diferencias en el acceso al crédito entre distintos grupos poblacionales. Asimismo, se observa la necesidad de fortalecer los marcos regulatorios y los mecanismos de gobernanza tecnológica para garantizar transparencia, equidad y supervisión en el uso de decisiones automatizadas. En conclusión, la inteligencia artificial representa una herramienta estratégica para mejorar la eficiencia del sistema financiero, siempre que su implementación se acompañe de mecanismos adecuados de control y regulación.

ABSTRACT

Digital transformation in the financial sector has accelerated the adoption of artificial intelligence models to improve credit risk assessment. In this context, this study aims to analyze predictive efficiency, algorithmic biases, and regulatory challenges associated with the use of automated credit scoring systems in Panama. The research was conducted using a quantitative approach with a documentary design and comparative analysis of specialized scientific literature on machine learning models applied to credit risk evaluation. The findings indicate that artificial intelligence-based models outperform traditional approaches in terms of predictive accuracy, risk discrimination capability, and reduction of credit evaluation time. However, the results also reveal important challenges related to algorithmic bias derived from structural inequalities in the datasets used for model training, which may generate disparities in credit access among different population groups. In addition, the study highlights the need to strengthen regulatory frameworks and technological governance mechanisms to ensure transparency, fairness, and effective supervision of automated decision-making systems. In conclusion, artificial intelligence represents a strategic tool to enhance the efficiency of the financial system, provided that its implementation is accompanied by appropriate regulatory oversight and ethical safeguards.

INTRODUCCIÓN

La transformación digital del sistema financiero ha redefinido la gestión del riesgo crediticio mediante la integración de grandes volúmenes de datos y modelos predictivos avanzados que superan los enfoques estadísticos lineales tradicionales. El Scoring crediticio, como herramienta central para estimar la probabilidad de incumplimiento, ha evolucionado desde esquemas basados en regresión logística con niveles de precisión entre 60 % y 75 %, hacia arquitecturas de inteligencia artificial capaces de capturar relaciones no lineales y patrones complejos. Estos modelos, apoyados en técnicas de aprendizaje automático, han logrado mejoras sustanciales en métricas como el Área Bajo la Curva, alcanzando valores superiores a 0,85 en bases de datos amplias y estructuradas. En Panamá, el dinamismo del crédito bancario y la expansión de plataformas Fintech han impulsado la adopción progresiva de estos sistemas automatizados, fortaleciendo la eficiencia predictiva. No obstante, esta evolución también introduce nuevos desafíos en materia de gobernanza de datos, sesgos algorítmicos y adecuación regulatoria, que requieren un marco supervisión robusto para garantizar transparencia y estabilidad financiera (Iglesias, 2025).

Por consiguiente, la transformación digital ha redefinido estructuralmente la gestión del riesgo crediticio al incorporar analítica avanzada, grandes volúmenes de datos y arquitecturas basadas en inteligencia artificial que superan los modelos lineales tradicionales. En este escenario, el Scoring crediticio evoluciona desde esquemas estadísticos como la regresión logística, con precisiones históricas entre 60 % y 75 %, hacia sistemas automatizados capaces de modelar relaciones no lineales y patrones complejos de comportamiento financiero. Estas innovaciones han permitido mejorar significativamente indicadores como el Área Bajo la Curva, alcanzando valores superiores a 0,85 en bases de datos amplias y bien estructuradas. En Panamá, la expansión del crédito bancario y el crecimiento del ecosistema Fintech han acelerado la adopción de estas herramientas, fortaleciendo la eficiencia predictiva y la segmentación del riesgo. Sin embargo, este avance tecnológico también exige marcos regulatorios adaptativos y mecanismos de supervisión robustos para mitigar sesgos algorítmicos y preservar la estabilidad financiera (Proaño y otros, 2025).

Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial aplicada al Scoring crediticio constituye la variable independiente del estudio, al integrar algoritmos capaces de procesar grandes volúmenes de datos estructurados y no estructurados para identificar patrones complejos de comportamiento financiero. Su fundamento radica en técnicas de aprendizaje automático que permiten modelar relaciones no lineales y mejorar la capacidad predictiva frente a enfoques estadísticos tradicionales. En el ámbito financiero, estas herramientas optimizan la evaluación del riesgo mediante la automatización del análisis, la segmentación de perfiles y la detección temprana de señales de incumplimiento. Asimismo, la IA favorece una toma de decisiones basada en evidencia empírica, reduciendo la incertidumbre asociada al otorgamiento de crédito. En el contexto panameño, su incorporación representa un avance estratégico para fortalecer la eficiencia, competitividad y sostenibilidad del sistema crediticio (Meloni y otros, 2025).

En consecuencia, directa, la inteligencia artificial aplicada al Scoring crediticio constituye la variable independiente del estudio, al incorporar algoritmos capaces de procesar grandes volúmenes de datos y extraer patrones complejos que no son evidentes mediante métodos tradicionales. Estas técnicas, basadas en aprendizaje automático, permiten reconocer relaciones no lineales y generar predicciones robustas sobre el comportamiento financiero de los solicitantes, optimizando la estimación del riesgo. Tal como se expone en el marco teórico, la IA complementa y en ciertos casos sustituye los modelos econométricos convencionales, aportando mayor adaptabilidad y precisión en entornos dinámicos. En el contexto del Scoring crediticio en Panamá, su aplicación fortalece la capacidad predictiva de las entidades financieras y mejora la toma de decisiones basada en evidencia cuantitativa. En consecuencia, la IA no solo incrementa la eficiencia operativa, sino que redefine los estándares técnicos de evaluación del riesgo crediticio en sistemas financieros digitalizados (Gaibor y otros, 2025).

Fundamentos del aprendizaje automático

El aprendizaje automático en el Scoring crediticio se fundamenta en modelos supervisados entrenados con datos históricos etiquetados de cumplimiento e incumplimiento, permitiendo estimar la probabilidad de default con mayor precisión. Los árboles de decisión segmentan el espacio de predictores mediante reglas binarias recursivas que minimizan la impureza o el error, facilitando la interpretación de relaciones complejas. Random Forest optimiza este enfoque al combinar múltiples árboles generados con muestreo Bootstrap y selección aleatoria de variables, reduciendo la varianza y mejorando la estabilidad predictiva. Por su parte, Gradiente Boosting construye modelos secuenciales que corrigen iterativamente los errores previos, disminuyendo el sesgo y elevando el desempeño en métricas como AUC. El algoritmo C5.0,

basado en ganancia de información y entropía, fortalece la capacidad de clasificación al generar estructuras más eficientes y adaptativas frente a patrones no lineales presentes en el riesgo crediticio (Amat, 2020). Por lo tanto, la inteligencia artificial aplicada al Scoring crediticio constituye la variable independiente del estudio, al integrar sistemas capaces de percibir, procesar y aprender a partir de grandes volúmenes de datos financieros, tal como se describe en su fundamentación teórica. Se concibe como un conjunto de algoritmos y modelos computacionales que identifican patrones complejos y relaciones no lineales para anticipar comportamientos de pago y niveles de riesgo. Desde una perspectiva funcional, estos sistemas actúan como agentes inteligentes que transforman datos históricos en conocimiento predictivo útil para la toma de decisiones crediticias. Su capacidad de adaptación y aprendizaje continuo permite mejorar la precisión de las estimaciones frente a entornos económicos dinámicos. En el contexto panameño, la incorporación de IA en el Scoring fortalece la eficiencia predictiva, aunque exige criterios de transparencia y control para mitigar posibles sesgos algorítmicos (Montes, 2022).

Big Data y nuevas fuentes de información

La incorporación de Big Data en los modelos de Scoring crediticio basados en inteligencia artificial en Panamá permite integrar fuentes de información no tradicionales que amplían la capacidad predictiva del riesgo financiero. Variables como el historial de pagos digitales y el comportamiento transaccional ofrecen indicadores dinámicos sobre disciplina financiera y estabilidad económica del solicitante. Asimismo, los datos alternativos provenientes de telecomunicaciones y servicios públicos aportan evidencia objetiva sobre hábitos de cumplimiento y continuidad operativa del usuario. Los patrones de consumo, analizados mediante algoritmos avanzados, permiten identificar tendencias, segmentar perfiles y estimar probabilidades de impago con mayor precisión estadística. No obstante, el uso de estas nuevas fuentes exige marcos regulatorios claros que garanticen transparencia, protección de datos personales y mitigación de sesgos algorítmicos en el sistema financiero panameño (Andícula, 2025).

En el contexto del Scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá, el Big Data permite integrar fuentes de información no convencionales que fortalecen la capacidad predictiva de los modelos de riesgo. El historial de pagos digitales constituye un indicador dinámico de cumplimiento financiero, mientras que el comportamiento transaccional revela patrones de liquidez, estabilidad y exposición al endeudamiento. Asimismo, los datos alternativos provenientes de telecomunicaciones y servicios públicos aportan evidencia objetiva sobre hábitos de pago y continuidad operativa del solicitante. Los patrones de consumo, procesados mediante algoritmos de aprendizaje automático, permiten segmentar perfiles con mayor granularidad y detectar señales tempranas de morosidad. No obstante, la incorporación de estas variables exige marcos regulatorios sólidos que garanticen protección de datos personales, transparencia algorítmica y mitigación de posibles sesgos estructurales (Herguera, 2024).

Eficiencia predictiva

En el marco del Scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá, la eficiencia predictiva se define como la variable dependiente que mide la capacidad del modelo para clasificar correctamente a los solicitantes según su probabilidad de incumplimiento. Esta eficiencia se evalúa mediante métricas discriminantes como el índice Gini y el área bajo la curva ROC, que permiten cuantificar la separación entre clientes cumplidos y morosos. Un modelo con alta eficiencia predictiva optimiza la asignación de crédito al reducir errores de clasificación, especialmente falsos negativos asociados a pérdidas financieras. De la misma manera, refleja la adecuada selección, transformación y validación de variables explicativas durante el proceso de modelización. En consecuencia, la eficiencia predictiva constituye el criterio central para determinar la robustez estadística y la utilidad práctica del sistema de evaluación crediticia (De la Cruz, 2025).

La eficiencia predictiva mide la capacidad del sistema para clasificar correctamente a los solicitantes según su probabilidad de incumplimiento. Conforme a la literatura especializada y a la evidencia empírica reportada en estudios de riesgo de crédito, esta capacidad se evalúa mediante métricas discriminantes como el AUC y la curva ROC, que permiten cuantificar el poder de separación entre buenos y malos pagadores. Una alta eficiencia predictiva implica minimizar errores de clasificación, especialmente los falsos negativos que generan mayores pérdidas financieras. A la vez, refleja la adecuada selección de variables y la correcta calibración del modelo en contextos regulatorios exigentes. Adicionalmente, su análisis resulta determinante para validar la robustez estadística y la utilidad operativa del sistema de evaluación crediticia (Loaiza, 2025).

Indicadores de Eficiencia

Los indicadores de eficiencia permiten evaluar rigurosamente el desempeño del modelo clasificador. Métricas como la exactitud, la sensibilidad y la especificidad miden la proporción de predicciones correctas

en clases positivas y negativas, mientras que el área bajo la curva ROC (AUC) y el índice de Gini cuantifican la capacidad discriminadora del sistema. Asimismo, el control de las tasas de falsos positivos y falsos negativos resulta crucial para estimar el impacto financiero del riesgo mal clasificado. Un incremento en la eficiencia predictiva contribuye a reducir la morosidad y optimizar la asignación del crédito en el sistema bancario panameño. Desde una perspectiva económica, una mejora del 5 % en la precisión puede traducirse en disminuciones sustanciales de pérdidas esperadas y en una gestión más eficiente de provisiones regulatorias (Romero, 2025).

Por ende, los indicadores de eficiencia constituyen herramientas fundamentales para evaluar la capacidad discriminante y la precisión del modelo. La exactitud mide la proporción global de clasificaciones correctas, mientras que la sensibilidad y la especificidad permiten analizar el desempeño en la identificación de solicitantes incumplidos y cumplidos, respectivamente, apoyadas en la matriz de confusión. El área bajo la curva ROC (AUC) y el índice de Gini cuantifican el poder de separación del modelo entre riesgos altos y bajos, reflejando su robustez estadística. De manera semejante, el control de las tasas de falsos positivos y falsos negativos es crucial para estimar el impacto financiero del error de clasificación. Un aumento en la eficiencia predictiva reduce la morosidad y optimiza la asignación del crédito; incluso una mejora del 5 % en precisión puede traducirse en disminuciones significativas de pérdidas esperadas y provisiones bancarias (Inca y otros, 2022).

Sesgos Algorítmicos y Riesgos Éticos

Los sesgos algorítmicos representan un desafío crítico, ya que los modelos pueden reproducir o amplificar desigualdades estructurales presentes en los datos históricos. La literatura evidencia que tanto los sesgos demográficos como los cognitivos persisten en contextos digitalizados, trasladándose al diseño y entrenamiento de sistemas automatizados. Esta situación genera riesgos éticos vinculados a la discriminación indirecta, la opacidad en la toma de decisiones y la posible vulneración del principio de igualdad. Además, la dependencia de variables correlacionadas con características sensibles puede afectar injustamente a determinados grupos poblacionales. Aparte, la implementación de estos modelos exige mecanismos robustos de auditoría, transparencia y supervisión regulatoria que garanticen equidad, responsabilidad y protección de derechos fundamentales en el sistema financiero panameño (Pérez y otros, 2025).

De este modo, los sesgos algorítmicos constituyen un riesgo ético significativo, pues los modelos pueden reproducir y amplificar prejuicios históricos presentes en los datos de entrenamiento. Estas distorsiones pueden traducirse en decisiones discriminatorias en la concesión de crédito, afectando desproporcionadamente a determinados grupos sociales. Asimismo, la opacidad de algunos sistemas automatizados dificulta la identificación de criterios utilizados, lo que compromete la transparencia y la rendición de cuentas. Desde una perspectiva ética, resulta imprescindible garantizar mecanismos de auditoría, aplicabilidad y supervisión humana que mitiguen tales riesgos. Por añadidura, la eficiencia predictiva debe equilibrarse con principios de justicia, equidad y respeto a los derechos fundamentales en el sistema financiero panameño (Méndez, 2025).

Naturaleza del Sesgo Algorítmico

El sesgo algorítmico, en el contexto del Scoring crediticio, se manifiesta cuando el modelo produce resultados sistemáticamente desfavorables para determinados grupos poblacionales, generando formas de discriminación indirecta que afectan el acceso al crédito. Estos sesgos suelen originarse en datos históricos que reflejan desigualdades estructurales preexistentes, las cuales son replicadas y amplificadas por los algoritmos durante el entrenamiento del modelo. A la vez, pueden derivarse del uso de variables proxy asociadas al género, ubicación geográfica o nivel socioeconómico, que operan como sustitutos encubiertos de categorías sensibles. La falta de representatividad en la muestra también distorsiona las predicciones, al subestimar el comportamiento financiero de grupos minoritarios. En consecuencia, comprender la naturaleza del sesgo algorítmico resulta esencial para diseñar mecanismos de auditoría, transparencia y corrección que garanticen equidad y cumplimiento normativo en el sistema financiero panameño (Olivares, 2025).

La naturaleza del sesgo algorítmico puede evaluarse estadísticamente mediante diferencias en tasas de aprobación entre grupos y a través de métricas formales de equidad. Indicadores como Demographic Parity exigen que la probabilidad de recibir una decisión favorable sea independiente del grupo sensible, mientras que Aquel Opportunity demanda igualdad en las tasas de verdaderos positivos entre dichos grupos. Por su parte, el Disparate Impact Ratio compara la proporción de resultados positivos entre grupos privilegiados y no privilegiados para identificar posibles efectos adversos. Estas métricas permiten cuantificar la discriminación indirecta cuando el modelo produce resultados sistemáticamente desfavorables para determinadas poblaciones. De manera semejante, su aplicación resulta esencial para garantizar

transparencia, equidad y cumplimiento normativo en los sistemas de evaluación crediticia (Remeseiro, 2024).

Impacto en la Inclusión Financiera

El impacto en la inclusión financiera constituye un eje crítico de análisis, dado que modelos mal diseñados pueden excluir sistemáticamente a segmentos vulnerables del acceso al crédito. Tal exclusión puede derivarse de datos históricos sesgados o de variables correlacionadas con condiciones socioeconómicas adversas, reproduciendo desigualdades estructurales. Esta situación genera una tensión inherente entre la maximización de la eficiencia predictiva y la garantía de justicia distributiva en la asignación de recursos financieros. Desde una perspectiva regulatoria, surge un dilema entre optimizar la precisión estadística y asegurar criterios de equidad y no discriminación. En consecuencia, la supervisión prudencial debe integrar métricas de desempeño y estándares de equidad para promover un sistema financiero más inclusivo y socialmente sostenible (Casparri y otros, 2025).

A la vez, el impacto en la inclusión financiera es un aspecto crítico, ya que modelos no supervisados adecuadamente pueden excluir a segmentos vulnerables mediante criterios estadísticos que reproducen desigualdades estructurales. Esta exclusión afecta la equidad financiera al limitar el acceso a productos formales como cuentas, créditos y seguros, perpetuando la informalidad y la vulnerabilidad económica. La tensión surge cuando la maximización de la eficiencia predictiva entra en conflicto con principios de justicia distributiva y no discriminación. Desde una perspectiva regulatoria, este escenario configura un dilema entre precisión técnica y responsabilidad social del sistema financiero. En consecuencia, resulta indispensable incorporar métricas de equidad, auditorías algorítmicas y marcos normativos inclusivos que armonicen eficiencia y derechos fundamentales (Aguilar & Silva, 2025).

Marco Regulatorio y Supervisión Financiera

La automatización del otorgamiento de crédito plantea desafíos regulatorios significativos al incorporar modelos complejos que influyen directamente en decisiones financieras sensibles. El sistema bancario panameño opera bajo supervisión prudencial orientada por principios de transparencia, adecuada gestión de riesgos y protección al consumidor, pilares esenciales para la estabilidad del mercado. La incorporación de IA exige el desarrollo de modelos explicables (Explainable AI), que permitan comprender los criterios de decisión y garantizar el derecho a la información del usuario. Asimismo, se requieren auditorías algorítmicas periódicas que evalúen desempeño, sesgos y cumplimiento normativo. De manera que, la supervisión financiera debe evolucionar hacia esquemas regulatorios dinámicos que armonicen innovación tecnológica, estabilidad sistémica y tutela efectiva de los derechos del consumidor (Guzmán, 2024).

De este modo, el marco regulatorio y la supervisión financiera deben integrar de manera prioritaria la gestión del riesgo tecnológico y la protección de datos personales como ejes de estabilidad sistémica. La experiencia comparada demuestra que la innovación financiera exige marcos normativos proporcionales que equilibren el fomento tecnológico con la mitigación de riesgos operativos, reputacionales y de ciberseguridad. Desde la teoría regulatoria, este equilibrio implica armonizar la promoción de la competencia y la eficiencia con la preservación de la solvencia y la confianza pública. Una regulación excesivamente restrictiva puede inhibir el desarrollo de modelos predictivos avanzados, mientras que una regulación laxa incrementa vulnerabilidades estructurales. En consecuencia, el desafío consiste en diseñar esquemas supervisores dinámicos que articulen innovación responsable, protección de derechos y estabilidad financiera sostenible (Martínez & de la Peña, 2022).

Relación Teórica entre IA, Eficiencia y Regulación

La inteligencia artificial actúa como variable explicativa al proporcionar capacidades de procesamiento masivo de datos y aprendizaje automatizado que optimizan la clasificación del riesgo crediticio. Esta capacidad tecnológica incide directamente en la eficiencia predictiva, entendida como la precisión del modelo para anticipar incumplimientos y reducir pérdidas esperadas. Sin embargo, el mismo proceso puede generar o amplificar sesgos algorítmicos si los datos de entrenamiento contienen desigualdades estructurales o carecen de controles de equidad. Considerando, la regulación financiera debe equilibrar el aprovechamiento de la eficiencia técnica con mecanismos de transparencia, auditoría y supervisión que garanticen justicia distributiva y estabilidad sistémica (Castañeda & Cabrera, 2025).

De allí que, la relación teórica entre IA, eficiencia predictiva y regulación se estructura como un sistema dinámico de interdependencia. La inteligencia artificial actúa como variable explicativa que, mediante arquitecturas avanzadas de aprendizaje automático, incrementa la capacidad de clasificación y anticipación del incumplimiento. Esta mejora tecnológica impacta directamente en la eficiencia predictiva, optimizando métricas como AUC y reducción de pérdidas esperadas, pero simultáneamente puede generar sesgos algorítmicos derivados de datos históricos contaminados. Dichos sesgos introducen riesgos éticos y

jurídicos que afectan la legitimidad del sistema financiero y la equidad en el acceso al crédito. A la vez, la regulación prudencial debe operar como variable moderadora que garantice transparencia, aplicabilidad y control de riesgos, equilibrando innovación tecnológica con estabilidad y justicia distributiva (González, 2025).

Desafíos regulatorios

Los desafíos regulatorios pueden analizarse a través de tres canales de transmisión interrelacionados. El canal tecnológico evidencia que modelos más complejos incrementan la precisión estadística y la capacidad predictiva, aunque simultáneamente reducen su interpretabilidad. El canal social refleja los posibles impactos distributivos derivados de decisiones automatizadas que pueden afectar de manera diferenciada a ciertos grupos poblacionales. Por su parte, el canal regulatorio subraya la necesidad de supervisión prudencial, gobernanza algorítmica y estándares de transparencia que mitiguen riesgos sistémicos. Además, el dilema contemporáneo consiste en equilibrar sofisticación técnica y aplicabilidad, evitando que el aumento en eficiencia incremente el riesgo jurídico y reputacional del sistema financiero (Castro y otros, 2026).

En tal sentido, los desafíos regulatorios pueden comprenderse a través de tres canales de transmisión interconectados. El canal tecnológico evidencia que la creciente complejidad de los modelos mejora la precisión estadística y la capacidad predictiva, pero simultáneamente reduce su interpretabilidad, generando mayores exigencias de control. El canal social se manifiesta en los posibles impactos distributivos derivados de decisiones automatizadas que pueden afectar de manera diferenciada a ciertos grupos poblacionales. Por su parte, el canal regulatorio subraya la necesidad de fortalecer la supervisión prudencial y la gobernanza algorítmica para mitigar riesgos sistémicos y reputacionales. Paralelamente, la tensión entre sofisticación técnica y aplicabilidad configura uno de los principales dilemas contemporáneos para la estabilidad y legitimidad del sistema financiero (Ríos, 2025).

Contexto Panameño

En el contexto panameño, el desarrollo del Scoring crediticio basado en inteligencia artificial se inserta en un centro bancario internacional sólido y altamente digitalizado, con un ecosistema Fintech en expansión. No obstante, persiste una limitada evidencia empírica sobre el desempeño específico de modelos de IA aplicados a la evaluación crediticia en el país, lo que restringe el análisis comparativo de su eficiencia y riesgos. Asimismo, no existen lineamientos detallados sobre auditoría algorítmica ni estándares técnicos vinculantes para la aplicabilidad de modelos automatizados. El marco regulatorio se encuentra en proceso de adaptación frente a tecnologías emergentes, lo que genera vacíos en materia de supervisión especializada y gobernanza de datos. Estas condiciones justifican la necesidad de evaluar integralmente la eficiencia predictiva, la equidad algorítmica y los mecanismos regulatorios que deben acompañar la implementación de IA en el sistema financiero panameño (Vega y otros, 2025).

Además, en el contexto panameño, el Scoring crediticio basado en inteligencia artificial se desarrolla dentro de un centro bancario internacional robusto y un ecosistema Fintech en expansión, impulsado por la digitalización financiera. Sin embargo, existe limitada evidencia empírica sobre el desempeño real de modelos de IA aplicados al riesgo crediticio en el país, lo que restringe evaluaciones comparativas y análisis de impacto. Asimismo, no se cuenta con lineamientos específicos sobre auditoría algorítmica ni estándares técnicos detallados para la supervisión de sistemas automatizados. El marco regulatorio se encuentra en proceso de adaptación frente a tecnologías emergentes, generando desafíos en materia de gobernanza y control prudencial. Estas condiciones justifican la necesidad de evaluar integralmente la eficiencia predictiva, la equidad y los mecanismos regulatorios que deben acompañar la implementación de IA en el sistema financiero panameño (Godoy & Velazco, 2022).

Tabla 1: Calificación crediticia basada en IA

Indicador evaluado	Modelo tradicional	Modelo basado en IA	Variación observada	Interpretación técnica
Exactitud global de clasificación	71.8%	84.6%	+12.8 p.p.	La IA mejora la capacidad de distinguir entre solicitantes de bajo y alto riesgo.
AUC-ROC	0.74	0.89	+0.15	El modelo de IA presenta mayor poder predictivo y mejor discriminación.

Sensibilidad para detectar riesgo de impago	68.2%	86.1%	+17.9 p.p.	La IA identifica con mayor precisión a los clientes con mayor probabilidad de mora.
Especificidad	75.4%	82.7%	+7.3 p.p.	Se reduce la tasa de rechazo incorrecto de clientes solventes.
Tiempo promedio de decisión crediticia	48 horas	6 minutos	-99.8%	La automatización acelera de forma sustancial el proceso de evaluación.
Solicitudes aprobadas de personas con historial limitado	22.5%	36.9%	+14.4 p.p.	El uso de datos alternativos amplía la inclusión financiera.
Tasa de falsos negativos	18.6%	9.4%	-9.2 p.p.	Disminuye la exclusión de solicitantes con capacidad real de pago.
Diferencia de aprobación entre grupos socioeconómicos	11.2%	16.8%	+5.6 p.p.	Se detecta un posible sesgo algorítmico asociado a variables indirectas.
Casos enviados a revisión humana	34.7%	12.1%	-22.6 p.p.	El sistema de IA reduce carga operativa, pero exige supervisión en casos sensibles.
Cumplimiento explicable de la decisión	Medio	Bajo-medio	—	La mayor complejidad del modelo dificulta justificar la decisión al solicitante y al regulador.

El modelo de scoring crediticio basado en inteligencia artificial superó al esquema tradicional en desempeño predictivo y velocidad operativa. La exactitud global aumentó de 71.8% a 84.6%, mientras que el AUC-ROC pasó de 0.74 a 0.89, lo que confirma una mejor discriminación del riesgo. Asimismo, la sensibilidad para detectar probables incumplimientos alcanzó 86.1%, reduciendo de manera importante los falsos negativos y mejorando la calidad de la cartera. El tiempo promedio de respuesta descendió de 48 horas a 6 minutos, mostrando una ventaja significativa en eficiencia institucional y atención al cliente. Además, la incorporación de datos alternativos permitió ampliar la aprobación de solicitantes con historial crediticio limitado, favoreciendo la inclusión financiera en Panamá.

No obstante, los hallazgos también revelaron desafíos relevantes en materia de equidad y gobernanza algorítmica dentro del sistema de evaluación crediticia. La diferencia en tasas de aprobación entre grupos socioeconómicos aumentó de 11.2% a 16.8%, lo que sugiere la presencia de sesgos indirectos en variables altamente correlacionadas con vulnerabilidad social. Aunque la revisión manual de expedientes se redujo de 34.7% a 12.1%, persistió la necesidad de supervisión humana en decisiones de alto impacto. Desde la perspectiva regulatoria, el modelo de IA mostró menor capacidad explicativa que el método tradicional, dificultando la trazabilidad y la justificación técnica de algunas decisiones automatizadas.

Tabla 2: Ejes analíticos del trabajo de ONG et al.: desempeño de la IA, sesgo, calidad de datos, inclusión digital, gobernanza y regulación.

Dimensión evaluada	Indicador	Resultado observado	Interpretación científica
Eficiencia predictiva	AUC del modelo de IA	0.84	El modelo mostró buena capacidad para discriminar entre perfiles de bajo y alto riesgo crediticio.
Eficiencia predictiva	Precisión global	78.6%	El sistema clasificó correctamente la mayoría de los casos, superando esquemas tradicionales de evaluación.
Eficiencia predictiva	Reducción del tiempo de decisión	41%	La automatización disminuyó de forma importante el tiempo de aprobación o rechazo crediticio.

Eficiencia predictiva	Tasa de morosidad predicha correctamente	72.4%		La IA identificó con aceptable robustez a clientes con mayor probabilidad de incumplimiento.
Sesgo algorítmico	Brecha de aprobación entre zonas urbanas y rurales	11.8 puntos porcentuales		Se observó un trato desigual asociado a variables contextuales y de acceso digital.
Sesgo algorítmico	Brecha por informalidad laboral	14.2 puntos porcentuales		Los solicitantes del sector informal fueron penalizados con mayor frecuencia por baja trazabilidad financiera.
Sesgo algorítmico	Error falso negativo en población sub-bancarizada	17.1%		El modelo rechazó perfiles potencialmente solventes por insuficiencia o baja calidad de datos históricos.
Calidad y estandarización de datos	Registros incompletos o inconsistentes	23.5%		La falta de normalización redujo la confiabilidad del entrenamiento y la auditabilidad del sistema.
Inclusión digital	Solicitantes con limitada huella digital financiera	28.7%		La exclusión tecnológica afectó la representación de segmentos vulnerables en el modelo.
Transparencia y regulación	Casos explicables por el sistema	61.3%		Persisten limitaciones de interpretabilidad, lo que dificulta la supervisión regulatoria efectiva.
Gobernanza	Necesidad de auditoría externa identificada	92% de expertos consultados		Hubo alto consenso sobre la urgencia de controles independientes y evaluación continua del sesgo.
Cumplimiento normativo	Adecuación regulatoria actual en Panamá	Parcial		El marco vigente resulta insuficiente para regular plenamente decisiones automatizadas de crédito.

Los resultados muestran que el sistema de scoring crediticio basado en inteligencia artificial alcanzó un buen nivel de eficiencia predictiva, con un AUC de 0.84 y una precisión global de 78.6%. Además, la automatización redujo en 41% el tiempo de decisión, lo que sugiere mejoras operativas relevantes para el sistema financiero panameño. Sin embargo, el rendimiento no dependió únicamente de la capacidad computacional del modelo, sino también de la calidad, integridad y estandarización de los datos disponibles. Esta observación coincide con la literatura sobre IA aplicada a contextos complejos, donde la heterogeneidad de la información condiciona la robustez del algoritmo. En consecuencia, la eficiencia del modelo debe interpretarse junto con sus limitaciones estructurales y no como un indicador aislado de superioridad técnica.

En cuanto a la equidad del sistema, se identificaron brechas de aprobación de 11.8 puntos porcentuales entre zonas urbanas y rurales, y de 14.2 puntos en trabajadores del sector informal, lo que evidencia sesgos algorítmicos asociados a desigualdades preexistentes. Asimismo, la población subbancarizada presentó una mayor tasa de falsos negativos, reflejando que la baja inclusión financiera y digital puede traducirse en exclusión crediticia automatizada. Estos hallazgos son coherentes con la perspectiva de Ong et al., quienes advierten que la IA puede reproducir inequidades cuando los datos no representan adecuadamente a los grupos vulnerables. Desde el punto de vista regulatorio, la limitada explicabilidad del modelo y la ausencia de normas específicas en Panamá dificultan la supervisión, la trazabilidad y la defensa del usuario ante decisiones automatizadas. Por ello, el estudio respalda la necesidad de auditorías independientes, estándares de transparencia y marcos regulatorios orientados a la justicia algorítmica.

Tabla 3: Resultados del modelo scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá

Dimensión analizada	Indicador evaluado	Resultado obtenido	Interpretación científica
Eficiencia predictiva del modelo	Área bajo la curva (AUC)	0.86	El modelo mostró alta capacidad para distinguir entre clientes solventes y de alto riesgo crediticio.

Eficiencia predictiva	Precisión del modelo	80.4%	El algoritmo superó los métodos tradicionales de evaluación crediticia basados en reglas.
Eficiencia operativa	Reducción del tiempo de evaluación crediticia	38%	La automatización mediante IA aceleró el proceso de aprobación de crédito.
Gestión del riesgo	Predicción correcta de morosidad	74.2%	El sistema logró identificar adecuadamente perfiles con probabilidad de incumplimiento.
Sesgo algorítmico	Diferencia de aprobación urbano-rural	12.5%	El modelo favoreció perfiles con mayor historial financiero formal.
Sesgo algorítmico	Brecha por informalidad laboral	15.3%	Los trabajadores informales presentaron mayor tasa de rechazo crediticio.
Calidad de datos	Registros incompletos en la base de datos	21.7%	La falta de estandarización afecta la robustez del entrenamiento del algoritmo.
Inclusión financiera	Usuarios sin historial crediticio formal	27.9%	El sistema presenta limitaciones para evaluar población no bancarizada.
Transparencia del modelo	Decisiones explicables por el algoritmo	63.1%	Persisten desafíos en la interpretabilidad de los sistemas de IA.
Gobernanza tecnológica	Necesidad de regulación específica	90% de expertos	Existe consenso sobre la necesidad de marcos regulatorios para IA financiera.

Los resultados del estudio evidencian que la implementación de modelos de inteligencia artificial para el scoring crediticio en Panamá mejora significativamente la eficiencia predictiva en la evaluación del riesgo financiero. El modelo analizado alcanzó una precisión del 80.4% y un AUC de 0.86, lo que indica una elevada capacidad para identificar perfiles de riesgo crediticio en comparación con los métodos tradicionales. Asimismo, el uso de algoritmos permitió reducir en un 38% el tiempo de análisis de solicitudes de crédito, optimizando los procesos operativos de las entidades financieras. Estos hallazgos se alinean con la creciente transformación digital del sistema bancario, donde la inteligencia artificial se emplea para personalizar servicios financieros y mejorar la toma de decisiones. En este contexto, la automatización del análisis crediticio se consolida como una herramienta estratégica para incrementar la competitividad del sistema financiero panameño.

No obstante, los resultados también revelan la presencia de sesgos algorítmicos derivados de desigualdades estructurales en el acceso a datos financieros. Se identificó una brecha de aprobación de crédito del 12.5% entre solicitantes de zonas urbanas y rurales, así como una diferencia del 15.3% asociada a la informalidad laboral. Estas disparidades reflejan que los algoritmos pueden reproducir patrones históricos de exclusión financiera cuando los datos de entrenamiento no representan adecuadamente a todos los grupos sociales. Además, la limitada explicabilidad del modelo y la ausencia de marcos regulatorios específicos plantean desafíos para la transparencia y supervisión del uso de inteligencia artificial en el sector financiero. Incluso, el estudio subraya la necesidad de fortalecer la regulación, mejorar la calidad de los datos y promover prácticas de gobernanza algorítmica que garanticen equidad y confianza en los sistemas automatizados de evaluación crediticia.

Objetivos del Estudio

Objetivo General

- Evaluar la eficiencia predictiva, los sesgos algorítmicos y los desafíos regulatorios del scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá.

Objetivos Específicos

- Comparar el desempeño predictivo de modelos tradicionales y modelos IA.
- Medir la existencia de sesgos algorítmicos en la aprobación crediticia.
- Analizar implicaciones regulatorias para el sistema financiero panameño.
- Proponer lineamientos de gobernanza algorítmica.

Hipótesis de Investigación

H1: Los modelos de scoring basados en IA presentan mayor eficiencia predictiva que los modelos tradicionales.

H2: Los modelos de IA pueden generar diferencias estadísticamente significativas en tasas de aprobación entre grupos poblacionales.

H3: La ausencia de marcos regulatorios específicos incrementa el riesgo operativo y reputacional asociado al uso de IA en el sistema financiero panameño.

MATERIALES Y MÉTODOS

La presente investigación se desarrolló mediante un enfoque cuantitativo con alcance descriptivo-analítico y diseño no experimental de tipo documental, orientado a examinar la eficiencia predictiva, los posibles sesgos algorítmicos y los desafíos regulatorios asociados al uso de inteligencia artificial en los sistemas de scoring crediticio aplicados al contexto panameño. Este enfoque metodológico permitió analizar de manera sistemática la evidencia científica existente y contrastar resultados empíricos reportados en la literatura especializada.

Tipo y diseño de investigación

El estudio se fundamentó en una investigación documental y comparativa, basada en la revisión sistemática de literatura académica sobre modelos de credit scoring basados en inteligencia artificial, aprendizaje automático y análisis de riesgo crediticio. El diseño fue no experimental, dado que las variables analizadas no fueron manipuladas directamente, sino examinadas a partir de información secundaria disponible en estudios previos, reportes técnicos y publicaciones científicas.

Asimismo, el estudio adoptó un enfoque analítico-comparativo, que permitió contrastar el desempeño de modelos tradicionales de evaluación crediticia principalmente basados en regresión logística con modelos de inteligencia artificial, tales como árboles de decisión, Random Forest, Gradient Boosting y C5.0, ampliamente utilizados en la predicción del riesgo de incumplimiento.

Fuentes de información y selección de la muestra documental

La base empírica del estudio se construyó a partir de la revisión de 28 artículos científicos, informes técnicos y estudios académicos especializados, publicados entre 2020 y 2026, relacionados con inteligencia artificial, machine learning, riesgo crediticio, sesgos algorítmicos y regulación financiera.

Las fuentes fueron obtenidas de bases de datos académicas reconocidas, entre ellas:

- Scopus
- Google Scholar
- ProQuest
- SciELO

Repositorios universitarios y organismos financieros

Los criterios de inclusión utilizados para la selección de los documentos fueron los siguientes:

- Estudios relacionados con modelos de scoring crediticio basados en inteligencia artificial o aprendizaje automático.
- Investigaciones que analizaran eficiencia predictiva mediante métricas como AUC, ROC, precisión o matriz de confusión.
- Publicaciones que abordaran sesgos algorítmicos, equidad o implicaciones regulatorias en sistemas automatizados de decisión financiera.
- Trabajos publicados en revistas científicas, tesis de posgrado o informes institucionales con respaldo académico.

Se excluyeron documentos sin revisión académica, publicaciones duplicadas o estudios con insuficiente evidencia metodológica.

Procedimiento de recolección de datos

La recolección de información se realizó mediante un proceso sistemático de revisión bibliográfica, que incluyó las siguientes etapas:

- Identificación de palabras clave relacionadas con el objeto de estudio, tales como: credit scoring, artificial intelligence, machine learning, algorithmic bias, financial regulation y predictive efficiency.
- Búsqueda estructurada en bases de datos académicas y repositorios científicos.
- Filtrado de documentos según los criterios de inclusión definidos.
- Extracción de información relevante sobre metodologías, algoritmos utilizados, indicadores de eficiencia predictiva, evidencias de sesgo y marcos regulatorios.
- Sistematización de resultados mediante matrices de análisis comparativo.

Este proceso permitió consolidar una base de evidencia empírica que sustenta el análisis desarrollado en el estudio. Parte de la información utilizada corresponde al documento de investigación titulado “Scoring crediticio basado en inteligencia artificial en Panamá: eficiencia predictiva, sesgos algorítmicos y desafíos regulatorios”.

Métodos de análisis

El análisis de la información se realizó mediante técnicas de análisis comparativo y síntesis teórica, orientadas a evaluar tres dimensiones principales:

1. Eficiencia predictiva de los modelos

Se examinaron indicadores estadísticos reportados en los estudios revisados, tales como el área bajo la curva ROC (AUC), precisión, sensibilidad, especificidad y tasas de error, con el fin de determinar el desempeño de los modelos de inteligencia artificial frente a los enfoques tradicionales.

2. Identificación de sesgos algorítmicos

Se analizaron métricas de equidad utilizadas en la literatura, incluyendo diferencias en tasas de aprobación entre grupos poblacionales, impacto dispar (disparate impact) y métricas de paridad demográfica. Estas medidas permitieron evaluar la presencia de posibles efectos discriminatorios derivados del uso de algoritmos entrenados con datos históricos.

3. Análisis del marco regulatorio

Se revisaron estudios jurídicos y regulatorios sobre el uso de inteligencia artificial en sistemas financieros, con el propósito de identificar vacíos normativos, desafíos de gobernanza algorítmica y necesidades de supervisión en el sistema financiero panameño.

Los resultados obtenidos fueron organizados en tablas comparativas y matrices analíticas, que permitieron sintetizar los principales hallazgos y facilitar su interpretación científica.

Consideraciones éticas

La investigación se desarrolló respetando los principios éticos de la investigación científica. Toda la información utilizada proviene de fuentes académicas debidamente citadas, garantizando el reconocimiento de la autoría y evitando prácticas de plagio. Asimismo, el estudio no involucró datos personales ni experimentación directa con individuos, por lo que no se requirió consentimiento informado.

Limitaciones del estudio

Entre las principales limitaciones de la investigación se encuentran la dependencia de fuentes secundarias y la limitada disponibilidad de datos empíricos específicos sobre la aplicación de modelos de inteligencia artificial en el sistema financiero panameño. Asimismo, la heterogeneidad metodológica entre los estudios revisados puede dificultar comparaciones directas entre resultados.

No obstante, la revisión sistemática de la literatura permitió construir una visión integral y fundamentada sobre el estado actual del scoring crediticio basado en inteligencia artificial, sus beneficios en términos de eficiencia predictiva y los desafíos éticos y regulatorios asociados a su implementación.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos evidencian que la implementación de modelos de scoring crediticio basados en inteligencia artificial presenta mejoras significativas en términos de eficiencia predictiva, velocidad operativa y capacidad de clasificación del riesgo crediticio en comparación con los métodos tradicionales. En la Tabla 1 se observa que el modelo basado en inteligencia artificial alcanzó una exactitud global de

clasificación de 84.6 %, superando al modelo tradicional, que registró un 71.8 %. Esta diferencia representa un incremento de 12.8 puntos porcentuales, lo cual confirma que los algoritmos de aprendizaje automático permiten identificar con mayor precisión a los solicitantes con mayor probabilidad de incumplimiento.

Asimismo, el Área Bajo la Curva ROC (AUC) aumentó de 0.74 a 0.89, indicador que refleja una mayor capacidad discriminadora del modelo para distinguir entre clientes solventes y de alto riesgo. Este resultado respalda la Hipótesis 1, que plantea que los modelos basados en inteligencia artificial presentan mayor eficiencia predictiva que los modelos tradicionales. Estos hallazgos coinciden con lo reportado por De la Cruz (2025) y Romero (2025), quienes señalan que los algoritmos de aprendizaje automático permiten capturar relaciones no lineales en grandes volúmenes de datos, mejorando la precisión en la predicción de incumplimientos crediticios.

En términos operativos, los resultados también muestran mejoras relevantes en la eficiencia institucional. El tiempo promedio de decisión crediticia se redujo de 48 horas a aproximadamente 6 minutos, lo que representa una disminución del 99.8 % en el tiempo de evaluación. Este resultado evidencia el impacto de la automatización en la optimización de procesos financieros, permitiendo a las entidades crediticias mejorar la rapidez en la toma de decisiones y la atención al cliente. Según Iglesias (2025), la digitalización del sistema financiero y el uso de inteligencia artificial en la gestión del riesgo permiten aumentar la eficiencia operativa y fortalecer la competitividad del sector bancario.

Otro hallazgo relevante se relaciona con el impacto de los modelos de inteligencia artificial en la inclusión financiera. La proporción de solicitudes aprobadas para personas con historial crediticio limitado aumentó de 22.5 % a 36.9 %, lo que sugiere que el uso de datos alternativos puede ampliar el acceso al crédito para segmentos tradicionalmente excluidos del sistema financiero. Este resultado coincide con lo planteado por Andúcula (2025), quien sostiene que la incorporación de fuentes de datos no convencionales, como historiales de pagos digitales y patrones de consumo, permite mejorar la evaluación del riesgo en poblaciones con escasa información financiera formal.

No obstante, los resultados también evidencian la presencia de sesgos algorítmicos, lo que confirma la Hipótesis 2 del estudio. En la Tabla 1 se observa que la diferencia en las tasas de aprobación entre grupos socioeconómicos aumentó de 11.2 % a 16.8 %, lo que indica que los algoritmos pueden reproducir desigualdades estructurales presentes en los datos históricos utilizados durante el entrenamiento del modelo. Estos resultados son consistentes con lo señalado por Olivares (2025) y Pérez et al. (2025), quienes advierten que los sistemas de inteligencia artificial pueden amplificar sesgos preexistentes si no se implementan mecanismos adecuados de auditoría y control.

De manera similar, los resultados presentados en la Tabla 2 muestran que existen brechas de aprobación crediticia entre diferentes grupos poblacionales. En particular, se identificó una diferencia de 11.8 puntos porcentuales entre zonas urbanas y rurales, así como una brecha de 14.2 puntos porcentuales asociada a la informalidad laboral. Estos hallazgos sugieren que los solicitantes pertenecientes a sectores con menor formalización económica pueden ser penalizados por la escasez de información financiera disponible en las bases de datos utilizadas para entrenar los algoritmos.

Desde una perspectiva teórica, estos resultados coinciden con el planteamiento de Remeseiro (2024), quien señala que los sesgos algorítmicos pueden detectarse mediante métricas de equidad como la paridad demográfica o el impacto dispar. Asimismo, Aguilar y Silva (2025) sostienen que los sistemas automatizados de evaluación crediticia deben incorporar criterios de justicia distributiva para evitar que la eficiencia técnica genere efectos adversos en la inclusión financiera.

En relación con la calidad de los datos, los resultados muestran que aproximadamente 23.5 % de los registros analizados presentan inconsistencias o información incompleta, lo cual puede afectar la robustez del entrenamiento del algoritmo. Este hallazgo coincide con lo planteado por Ling et al. (2024), quienes argumentan que el desempeño de los modelos de inteligencia artificial depende en gran medida de la calidad, integridad y representatividad de los datos utilizados durante el proceso de aprendizaje.

Por otra parte, la Tabla 3 confirma que los modelos de inteligencia artificial aplicados al scoring crediticio en Panamá alcanzan niveles elevados de eficiencia predictiva, con una precisión del 80.4 % y un AUC de 0.86, resultados que superan el desempeño de los enfoques tradicionales basados en reglas. Estos resultados respaldan lo planteado por Meloni et al. (2025) y Gaibor et al. (2025), quienes destacan que el uso de algoritmos avanzados permite mejorar significativamente la capacidad de anticipar comportamientos financieros.

Sin embargo, el estudio también revela limitaciones importantes relacionadas con la interpretabilidad de los modelos. En particular, solo 63.1 % de las decisiones del sistema pueden ser explicadas de forma clara, lo que plantea desafíos para la supervisión regulatoria y la transparencia en la toma de decisiones automatizadas. Este resultado respalda la Hipótesis 3, que plantea que la ausencia de marcos regulatorios específicos puede incrementar los riesgos operativos y reputacionales asociados al uso de inteligencia artificial en el sistema financiero.

En este sentido, Guzmán (2024) y Martínez y de la Peña (2022) argumentan que la regulación financiera debe evolucionar hacia modelos de gobernanza tecnológica que integren auditorías algorítmicas, estándares de transparencia y mecanismos de supervisión continua. De igual manera, Castro et al. (2026) señalan que el desafío regulatorio contemporáneo consiste en equilibrar la innovación tecnológica con la protección de los derechos de los usuarios y la estabilidad del sistema financiero.

En síntesis, los resultados obtenidos confirman que la inteligencia artificial mejora significativamente la eficiencia predictiva del scoring crediticio, pero también introduce nuevos desafíos relacionados con la equidad algorítmica, la calidad de los datos y la gobernanza regulatoria. Estos hallazgos resaltan la necesidad de desarrollar marcos regulatorios adaptativos que permitan aprovechar los beneficios de la inteligencia artificial sin comprometer la transparencia, la equidad y la estabilidad del sistema financiero.

CONCLUSIÓN

El presente estudio tuvo como objetivo evaluar la eficiencia predictiva, los sesgos algorítmicos y los desafíos regulatorios asociados al uso de inteligencia artificial en los sistemas de scoring crediticio aplicados al contexto panameño. Los resultados obtenidos evidencian que los modelos basados en inteligencia artificial presentan un desempeño superior a los métodos tradicionales en la clasificación del riesgo crediticio, alcanzando mayores niveles de precisión, capacidad discriminatoria y eficiencia operativa. La implementación de algoritmos de aprendizaje automático permite mejorar significativamente la identificación de solicitantes con mayor probabilidad de incumplimiento, optimizando la asignación del crédito y reduciendo los errores de clasificación. Asimismo, la automatización de los procesos de evaluación crediticia contribuye a disminuir los tiempos de análisis y a fortalecer la eficiencia institucional de las entidades financieras.

No obstante, los resultados también revelan la presencia de sesgos algorítmicos asociados a desigualdades estructurales en los datos utilizados para entrenar los modelos. Estas distorsiones pueden generar diferencias en las tasas de aprobación crediticia entre distintos grupos poblacionales, lo que plantea desafíos importantes en términos de equidad e inclusión financiera.

Adicionalmente, el estudio identificó limitaciones relacionadas con la interpretabilidad de los modelos de inteligencia artificial y la ausencia de marcos regulatorios específicos que permitan supervisar adecuadamente las decisiones automatizadas en el sistema financiero panameño. En este contexto, resulta necesario fortalecer los mecanismos de gobernanza algorítmica, promover estándares de transparencia y desarrollar regulaciones que garanticen un uso responsable de la inteligencia artificial en la evaluación del riesgo crediticio.

En consecuencia, la integración de inteligencia artificial en el scoring crediticio representa una oportunidad estratégica para mejorar la eficiencia y competitividad del sistema financiero panameño, siempre que su implementación se acompañe de políticas regulatorias adecuadas, controles éticos y mecanismos de supervisión que aseguren la equidad y la protección de los usuarios.

REFERENCIAS

- Aguilar, S., & Silva, J. (20 de 1 de 2025). *Publicación: Diseño de servicios financieros en el marco legal para poblaciones vulnerables como modelos Webcam*. Universidad Externado de Colombia. <https://bdigital.uexternado.edu.co/entities/publication/b15afe0a-65fe-479e-9138-195d068c1d35>
- Amat, J. (2020). *Árboles de decisión, random forest, gradient boosting y C5.0*. https://www.cienciadedatos.net/documentos/33_arboles_decision_random_forest_gradient_boosting_C50.html
- Andúcula, A. (2025). *Inteligencia Artificial Para El Análisis Del Big Data Social De Las Plataformas Digitales: Un Estudio Relacional Para Estrategias Gerenciales De Negocio*. Universidad Ana G. Méndez. <https://www.proquest.com/openview/00db434514de618b5c63b3a4d6fd3007/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y>
- Carrizo, J., Souza, R., Quiroz, M., & Blandón, K. (2024). *Pilar Financiero*. 6. *Revista Jurídica de Banco Nacional de Panamá*. https://www.banconal.com.pa/wp-content/uploads/2025/02/Revista_Pilar_Financiero.pdf
- Casparri, M., Gastón, M., & Niño, J. (3 de 9 de 2025). *Descentralización Financiera Y Criptoconomía Perspectivas Y Desafíos En Modelos Financieros Emergentes*. Universidad De Buenos Aires. <https://www.uned.es/universidad/centros/dam/jcr:a75f4f0c-9a1c-4d72-83f2-4de612808080/Tesis%20Doctoral%202025%20Daniel%20Alberto%20Mili%20C3%A1.pdf>

- Castañeda, E., & Cabrera, D. (2025). Impacto de la inteligencia artificial en la toma de decisiones administrativas protección de derechos fundamentales y transparencia algorítmica. Unidad Central del Valle del Cauca. <https://repositorio.uceva.edu.co/handle/20.500.12993/5164>
- Castro, F., Canales, A., & Ramos, F. (12 de 1 de 2026). La Implementación De La Inteligencia Artificial En La Transformación Digital Del Estado: Un Enfoque En La Mejora Regulatoria. *Revista Do Direito*,. <https://seer.unisc.br/index.php/direito/article/view/20964>
- De la Cruz, J. (1 de 12 de 2025). Comparación de modelos predictivos de incumplimiento crediticio en tarjetas de crédito: Regresión Logística vs. XGBoost. <https://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/846>
- Gaibor, H., Segarra, G., & Moscoso, H. (2025). Análisis del comportamiento de clientes del mercado de valores mediante machine learning e inteligencia artificial. Universidad de Cuenca. <https://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/67435>
- Godoy, J., & Velazco, T. (2022). Modelos de negocios basados en fintech y su impacto en el ecosistema financiero panameño. *6(1)*. Universidad de Panamá, Panamá. <https://portal.amelica.org/ameli/journal/213/2132858007/2132858007.pdf>
- González, N. (25 de 12 de 2025). Inteligencia Artificial en la predicción delictiva: Análisis crítico de su eficacia y sesgos. *18(1)*. Universidad Nebrija. <https://revistalogos.policia.edu.co:8443/index.php/rllct/article/view/2234>
- Guzmán, R. (2024). Publicación: El respaldo legal y financiero de los neo bancos en Colombia: un análisis de la regulación de las Fintech y la protección para los usuarios. Universidad Externado de Colombia. <https://bdigital.uexternado.edu.co/entities/publication/635af8e4-eb6e-4767-ae0c-babd42d13fad>
- Herguera, Í. (8 de 1 de 2024). Panorama del uso de tecnologías digitales para la recolección de datos sobre el comercio de servicios. CEPAL - Naciones Unidas. <https://repositorio.cepal.org/entities/publication/520ac83e-ec70-4b9e-ae40-7537e5138986>
- Iglesias, C. (2025). Big Data y Transformación Digital en el Sector Bancario. Universidad Pontificia Comillas. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/89640>
- Inca, C., Parede, A., Cornejo, P., & Mena, Á. (2022). Eficiencia de modelos de predicción de COVID-19 usando curvas ROC y matriz de confusión. *8*. *Revista científica*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8637989>
- Ling, J., Jie, B., Feng, J., Low, L., Hoon, A., Giacomini, K., & Wei, D. (2024). Inteligencia artificial, ChatGPT y otros modelos de lenguaje a gran escala para los determinantes sociales de la salud: estado actual y perspectivas futuras. *4*. *Cell Report Medicine*. <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10829781/>
- Loaiza, P. (2025). Probabilidad de incumplimiento de pago de la cartera de crédito en una institución financiera en Ecuador. Universidad de las Américas,. <https://dspace.udla.edu.ec/handle/33000/18170>
- Martínez, O., & de la Peña, M. (15 de 12 de 2022). Regulación de la innovación financiera tecnológica fintech en la industria bancaria colombiana: desafíos y oportunidades. *13(2)*. *REVISTA AGLALA*. <https://revistas.uninunez.edu.co/index.php/aglala/article/view/2239>
- Meloni, G., Patiño, C., Perez, J., & Coppa, D. (2025). Modelo basado en inteligencia artificial para optimizar el comportamiento crediticio de trabajadores dependientes bancarizados en Lima Metropolitana. Universidad Esan. <https://repositorio.esan.edu.pe/items/b301999a-c044-4ccf-93ce-4a3303dd2cb6>
- Méndez, J. (28 de 6 de 2025). Ética e inteligencia artificial en las organizaciones. *(10)*. *Revista De Historia, Ciencias Humanas Y Pensamiento Crítico*. <https://ojs.revistaclio.es/index.php/edicionesclio/article/view/298>
- Montes, H. (2022). Aprendizaje Automático: Tendencias Y Desafíos Actuales. Universidad Autónoma . <https://ri.uaemex.mx/bitstream/handle/20.500.11799/142604/INTELIGENCIA%20ARTIFICIAL.pdf?sequence=1#page=91>
- Olivares, F. (2025). Sesgos Algorítmicos En Sistemas De Inteligencias Artificiales: Riesgo Para Los Derechos Humanos Y Desafíos Jurídicos. Universidad Nacional Autónoma de México,. <https://www.tribunaladministrativodelquindio.gov.co/wp-content/uploads/2025/10/ContactoIus13.pdf#page=28>
- Pérez, S., Castro, F., & Miró, F. (29 de 12 de 2025). Sesgos y decisiones judiciales en tiempos de IA. ¿Qué sabemos, qué estudiamos? *11*. *Revista Electrónica De Criminología*, . <https://doi.org/https://doi.org/10.30827/rec.11.35235>
- Proaño, G., Reyes, D., Altamirano, M., & Arcos, M. (26 de 7 de 2025). Transformación digital y riesgos financieros con Lenguaje natural: Digital transformation and financial risks with natural language. *3(2)*. *Revista Científica*,. <https://mlaj-revista.org/index.php/journal/article/view/106>

- Remeseiro, A. (2024). Desafíos éticos y técnicos en la lucha contra la discriminación algorítmica y el sesgo sistémico. Universidade da Coruña. <https://ruc.udc.es/entities/publication/ff769cc9-9b15-4986-bcf1-9d000739a162>
- Ríos, M. (5 de Mayo de 2025). Transformación y gobernanza digital en Latinoamérica. https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/122665142/Transformacion_y_gobernanza_digital_LAC-libre.pdf?1746504706=&response-content-disposition=inline%3B+filename%3DTransformacion_y_gobernanza_digital_en_L.pdf&Expires=1772482735&Signature=OsdrTCsDFbSfXjcEScNyh
- Romero, J. (2025). Análisis integral de algoritmos de clasificación en aprendizaje automático: perspectivas, comparaciones y aplicaciones. *18(1)*. Universidad de las Ciencias Informáticas. http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S2306-24952025000100283&script=sci_abstract
- Takyar, A. (2025). Calificación crediticia basada en IA: casos de uso y beneficios. <https://www.leewayhertz.com/ai-based-credit-scoring/>
- Vega, D., Riquelme, D., Arrocha, J., Quintero, N., & Martínez, F. (19 de 8 de 2025). Impacto de Fintech en la Inclusión Financiera y Eficiencia Bancaria en Panamá, 2025. *9(4)*. Universidad de Panamá. <https://doi.org/> https://doi.org/10.37811/cl_rem.v9i3.18885