

Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra
Vicerrectoría Académica
Decanato de Postgrado



Trabajo Final para optar por el título de
Magister en Gestión de Bancaria y financiera

**Comparación de modelos de Credit Scoring utilizados por instituciones microfinancieras
de RD y la región.**

Sustentante(s):

Marianny Vanessa Delgado De Jesús 10162452

Fancisca Marienny Peralta Paredes 10162452

Santo Domingo

Marzo, 2026



**Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra
Vicerrectoría Académica
Decanato de Postgrado**

Formulario de Cesión Derechos de Autor al Repositorio Institucional Investigare

Este documento establece los derechos que usted otorga relacionados a la publicación de su trabajo académico, mediante su inclusión en el *repositorio del sistema de biblioteca de esta institución (PUCMM)*. No habrá ningún pago para usted por esta publicación y por el otorgamiento de los derechos de esta.

Usted confirma que

Este trabajo académico es original propio que no infringe los derechos de autor de otros; en caso de no ser un trabajo completamente original, declara que tiene los permisos necesarios por escrito de este otorgamiento por parte de demás autores.

El contenido de este trabajo académico no contiene ningún material que sea difamatorio, viole los derechos de privacidad, o revele la información confidencial.

Este trabajo académico no se ha publicado en parte o en su totalidad, y usted no publicara este trabajo académico en ningún otro lugar sin el consentimiento del repositorio institucional.

Este trabajo académico se ha conducido respetando los principios éticos establecidos por la institución.

Usted otorga los derechos de autor de este trabajo académico al repositorio institucional (PUCMM), a nivel mundial, de manera perpetua y sin pagos; y en la medida requerida por los términos de este acuerdo. Conservara en todo momento el derecho a ser reconocido como el autor del trabajo académico. Además, acepta que el repositorio de la PUCMM tiene el derecho de tratar este trabajo académico como se considere oportuno (por ejemplo, derecho a imprimir, publicar, comercializar, comunicar y distribuir en todos los medios, editar la forma del trabajo, registrar los derechos de autor, cumplir con la política editorial establecida por el repositorio, entre otros).

He leído, entiendo y acepto los términos anteriores.

Nombre del Programa: Máster en Gestión de Bancaria y financiera

Título del Trabajo: Comparación de modelos de Credit Scoring utilizados por instituciones bancarias de RD y América Latina

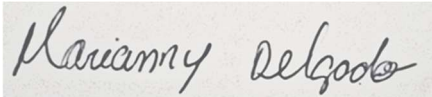
Nombre (s) y Apellidos: Marianny Vanessa Delgado De Jesús y

Matrícula: 10162452

Cédula de Identidad y Electoral: 402-21680990-0

Fecha (día, mes, año): 26/03/2026

Firma



Nombre (s) y Apellidos: Fancisca Marienny Peralta Paredes

Matrícula: 10160139

Cédula de Identidad y Electoral: 402-2184881-1

Fecha (día, mes, año): 26/03/2026

Firma

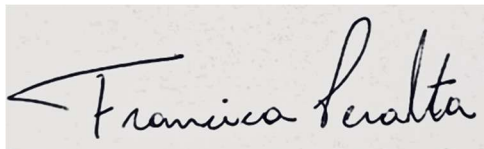


Tabla de Contenido

RESUMEN EJECUTIVO	iv
1. INTRODUCCIÓN	7
1.1 Planteamiento del problema de investigación.....	8
1.2 Estudios previos que han abordado el tema.....	9
1.3 Descripción de la situación actual del tema en cuestión.....	11
1.4 Deficiencias en estudios anteriores.....	13
1.5 Importancia de la investigación	14
1.6 Propósitos de Investigación	16
1.7 Preguntas de investigación.....	16
2. METODOLOGÍA.....	18
2.1 Diseño, enfoque, alcance y tipo de investigación.....	18
2.2 Población y muestra.....	18
2.3 Instrumentos de recolección, análisis y medición de datos	19
2.4 Operacionalización de las variables.....	21
2.5 Aspectos de ética.....	22
2.6 Limitaciones y delimitaciones de la investigación	22
3. RESULTADOS Y VALIDACIÓN	24
3.1 Análisis de ficha de recolección de datos	24
3.2 Análisis Entrevista	33
4. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN	43
4.1 Discusión de resultados.....	43
4.2 Conclusiones.....	44
5. REFERENCIAS.....	46

6. ANEXOS.....	50
1. Instrumento de recolección de datos.....	50

RESUMEN EJECUTIVO

El microcrédito enfrenta el desafío de evaluar el riesgo en poblaciones sin historial crediticio formal. Esta investigación analiza comparativamente los modelos de *Credit Scoring* utilizados por instituciones microfinancieras (IMFs) líderes en República Dominicana frente a las de América Latina (Perú, Bolivia, Colombia y Ecuador), con el objetivo de identificar variables clave, contrastar metodologías y proponer mejoras para el sistema local. El estudio, de enfoque mixto y alcance descriptivo-comparativo, empleó un diseño documental y de campo no experimental. La información se recolectó mediante una ficha estructurada para el análisis de fuentes secundarias (informes de entidades como Fitch Ratings, y estudios académicos) y entrevistas a representantes de tres entidades de la banca privada en República Dominicana.

Los resultados mostraron que existe una notable opacidad en la divulgación de métricas de desempeño (como el índice de Gini) que son tratadas como secreto institucional, lo que contrasta con la alta eficiencia operativa de las IMFs dominicana, pues estas han desarrollado modelos híbridos que integran variables conductuales y sociales con análisis de Big Data y revisiones trimestrales dinámicas lo que les permite mantener una morosidad baja (2-4%) y tasas de interés competitivas (20-30%), superando en estabilidad a mercados como el mexicano. Se concluye entonces que el éxito del microcrédito dominicano radica en la combinación de tecnología y criterio humano (High-Tech/High-Touch), creando un “colateral de comportamiento”, por ende, como recomendación, se propone avanzar hacia el reconocimiento regulatorio de la reputación comercial y las garantías solidarias como activos financieros formales.

Palabras clave: Credit Scoring, microfinanzas, inclusión financiera, gestión de riesgo, República Dominicana.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Planteamiento del problema de investigación

La inclusión financiera es un catalizador fundamental para la reducción de la pobreza y la promoción del desarrollo económico y social, pues se ha demostrado que el aumento de un 10% en el acceso a servicios financieros formales puede reducir la pobreza extrema en un 3% en países con ingresos medios (Banco Mundial, 2024); es dentro de este contexto que el microcrédito desempeña un papel crucial al proporcionar acceso a capital a segmentos poblacionales que históricamente han sido excluidos del sistema bancario tradicional, como los microempresarios y los trabajadores informales, ya que según Puello (2019) para el Banco Central de República Dominicana más del 45% de la población económicamente activa opera en la informalidad, lo que limita su acceso al crédito formal. Sin embargo, el manejo del riesgo crediticio en las Instituciones Microfinancieras (IMFs) presenta un desafío inherente, dada la asimetría de información y la ausencia de historiales de crédito formales o garantías reales, pues, el 62% de los solicitantes de microcrédito en RD no posee historial bancario formal (Superintendencia de Bancos de República Dominicana, 2020).

En mismo sentido plantea el Banco Mundial que para mitigar el riesgo, la implementación del Credit Scoring se ha vuelto imprescindible, ya que, mientras que la banca comercial se basa en modelos predictivos que utilizan variables financieras estandarizadas, el sector microfinanciero ha tenido que innovar, incorporando variables sociodemográficas, cualitativas y de comportamiento para medir la voluntad y capacidad de pago; y la efectividad de estos modelos alternativos determina la sostenibilidad de las IMFs y su alcance social. Por lo que la Superintendencia de Bancos de República Dominicana (2020) reporta que esta adaptación ha demostrado ser efectiva, dado que las IMFs que aplican un scoring adaptativo reportan una morosidad promedio del 4.8%, frente al 7.2% en aquellas que usan modelos tradicionales.

Llama la atención el hecho de que, la gestión de riesgo crediticio en el sector de las microfinanzas, esencial para la sostenibilidad y la expansión de la inclusión financiera, y presenta un desafío metodológico significativo, ya que, a pesar del crecimiento (el microcrédito representa

el 12% de la cartera total de crédito en América Latina) y la formalización del sector en América Latina, el proceso de evaluación de riesgo para microcréditos sigue siendo complejo debido a las características intrínsecas del público objetivo, el cual a menudo carece de un historial crediticio formal y opera en la economía informal (Cahueñas, 2024).

En este marco regional, la banca de la República Dominicana, aunque busca expandir su cartera de microcrédito y consolidar la inclusión financiera (Superintendencia de Bancos, 2023), enfrenta el riesgo de adoptar modelos de evaluación que no logran la misma eficiencia predictiva observada en los referentes latinoamericanos más consolidados. El mercado ha demostrado que el éxito de las microfinanzas reside en la capacidad de las entidades financieras para gestionar sus carteras de cliente de manera óptima y, así, reducir la morosidad, pues esta, en promedio, en microcréditos en RD es del 6.5%, mientras que en Bolivia es del 3.9% y en Perú del 4.2% (Tamara *et al.*, 2022).

1.2 Estudios previos que han abordado el tema

La revisión de la literatura académica y las prácticas institucionales constituye el fundamento empírico para la comparación metodológica propuesta, por esto, los estudios seleccionados se articulan en torno a tres ejes temáticos cruciales: el contexto de la gestión de riesgo en microfinanzas, la aplicación de modelos tradicionales y la adopción de técnicas de vanguardia (Machine Learning), lo cual facilita la identificación de las brechas metodológicas entre la República Dominicana y los referentes regionales.

Acosta (2015), al analizar las operaciones de los primeros 10 años de la Fundación Dominicana de Desarrollo, cual otorgo más de 25,000 préstamos a microempresarios, con tasas de recuperación superiores al 95%, examinó las diferencias con el crédito convencional, la metodología de evaluación basada en reputación y flujo de caja, a su vez observo en un levantamiento general en mismo rango de tiempo, que las instituciones microfinancieras que operan con costos administrativos de hasta un 40% más bajos que la banca tradicional.

ASOFIN (2022), en su estudio técnico “El Modelo latinoamericano de las microfinanzas”, presenta una caracterización del desarrollo de las microfinanzas en América

Latina como herramienta de inclusión financiera y dinamización económica, por eso, el estudio destaca la evolución del sector desde los años setenta, pues el número de clientes atendidos por instituciones microfinancieras en la región creció de 14 millones a más de 30 millones, con una tasa de crecimiento anual del 7.2%. Concluyendo que las microfinanzas han demostrado ser sostenibles y rentables sin subsidios, pero requieren mayor integración con los sistemas financieros locales.

Tamara *et al.* (2022), en su estudio cuantitativo “Implementación de un modelo score para el otorgamiento en una cartera de microcrédito”, aplican logística y análisis discriminante sobre una base de datos de 469,996 clientes para optimizar el otorgamiento de crédito, todo esto, con el objetivo de identificar el modelo más eficiente para diferenciar entre clientes con buen y mal comportamiento crediticio; de esta forma, el modelo logró una precisión del 87.6% en la clasificación de clientes con buen comportamiento crediticio, y una reducción del 22% en la tasa de morosidad proyectada. Concluyendo que la regresión logística ofreció mejores resultados predictivos, permitiendo reducir las pérdidas esperadas y mejorar la toma de decisiones crediticias en instituciones financieras.

Superintendencia de Bancos de República Dominicana (2020), en su estudio institucional “Inclusión financiera en la República Dominicana”, examina las políticas públicas, programas y regulaciones que han promovido la bancarización y el acceso a servicios financieros en el país; debido a esto, se estudian iniciativas como el Plan Más Pymes, los subagentes bancarios y los programas de educación financiera, así como estadísticas de acceso y uso de productos financieros. De lo que identificaron que entre 2015 y 2020, la tasa de bancarización pasó del 54% al 68%, y el número de subagentes bancarios aumentó de 1,200 a más de 3,500; además, el Plan Más Pymes benefició a más de 18,000 microempresas, mientras que los programas de educación financiera alcanzaron a 120,000 personas en zonas rurales. Por lo que concluyen que la inclusión financiera ha avanzado significativamente, pero aún enfrenta barreras estructurales y culturales, especialmente en zonas rurales donde el acceso formal al crédito es inferior al 30% y segmentos de bajos ingresos, lo que exige una estrategia integral y sostenida para cerrar las brechas.

Por otro lado, Gorosabel (2023), Propone un modelo de scoring basado en algoritmos Cost-Sensitive y datos alternativos, como comportamiento digital e indicadores sociodemográficos, logrando una mejora del 19% en precisión frente a modelos tradicionales, demostrando una mayor capacidad para discriminar entre clientes de alto y bajo riesgo.

Asimismo, Mielgo (2024), Realiza un análisis comparativo de técnicas de machine learning aplicadas al riesgo crediticio, encontrando que las redes neuronales alcanzan precisiones del 89%, el SVM (Support Vector Machine) del 86% y la regresión logística del 82%, con valores AUC de 0.91, 0.88 y 0.85, respectivamente. Llegando a la conclusión de que no existe un modelo universalmente superior, pero que la combinación de técnicas y el ajuste según el perfil de la cartera permite mejorar significativamente la capacidad predictiva y la eficiencia operativa

1.3 Descripción de la situación actual del tema en cuestión

La investigación se inscribe en la confluencia de la gestión del riesgo crediticio y la promoción de la inclusión financiera en América Latina, por esto, la evolución de las IMF, desde modelos asistenciales a entidades comerciales que adoptan herramientas cuantitativas, constituye el principal antecedente teórico y práctico del tema, y en efecto, entre 2005 y 2020, el número de clientes atendidos por IMF en la región pasó de 14 a más de 30 millones con una tasa de crecimiento anual del 7.2% y niveles de rentabilidad sostenida superiores al 10% (ASOFIN, 2022).

De esta forma, conviene analizar la historia del microcrédito, por esto se tiene que este fue concebido para brindar acceso financiero a segmentos excluidos, y se basó inicialmente en el modelo de garantía solidaria y en el capital social del prestatario (Cahueñas, 2024); sin embargo, la profesionalización del sector y la entrada de las IMF al sistema financiero formal a partir de los años noventa, especialmente en la región andina, impulsaron la búsqueda de la sostenibilidad a través de la gestión eficiente del riesgo (ASOFIN, 2022). Esta transición operativa es crucial, ya que el modelo latinoamericano de microfinanzas se ha centrado en el desarrollo de metodologías para evaluar a clientes con limitado o nulo historial crediticio tradicional, de hecho, más del 60% de los usuarios de microfinanzas en la región no cuentan con historial bancario previo (ASOFIN,

2022; Gorosable, 2023), de esta forma, el problema práctico que surge es cómo cuantificar el riesgo de impago a escala, lo cual dirige la atención hacia el uso de modelos estadísticos para complementar el análisis cualitativo que tradicionalmente realizaba el oficial de crédito.

Por esto, la respuesta a la necesidad de objetividad y eficiencia se ha concretado en la implementación del Credit Scoring. Esta herramienta algorítmica se ha convertido en fundamental para la automatización y la agilización de las decisiones de otorgamiento de microcréditos (Tamara *et al.*, 2022; Montalván, 2019), y su principal aporte es permitir a las entidades discriminar de manera objetiva entre buenos y malos prestatarios, reduciendo costos operativos (hasta en un 30%) y el riesgo de selección adversa (Montalván, 2019).

Sin embargo, la literatura especializada revela varios desafíos. Los modelos de scoring aplicados a microcréditos difieren de los utilizados en el crédito al consumo masivo debido a la alta dependencia de variables no financieras, como la actividad económica, la antigüedad del negocio y aspectos demográficos y de reputación (Montalván, 2019; Acosta, 2015), por otro lado, estudios recientes han comparado la eficacia de diversas técnicas estadísticas, como la Regresión Logística, con métodos avanzados de aprendizaje automático (Machine Learning), como las Redes Neuronales y los árboles de decisión, buscando el modelo con la mayor precisión predictiva para la cartera de microcrédito (Mielgo, 2024; Revuelta, 2020), además Mielgo (2024) reporta que las redes neuronales alcanzaron una precisión del 89% y un área bajo la curva ROC de 0.91, superando a la regresión logística (82%) y al SVM (86%). De lo que se ha obtenido, que la disparidad en el rendimiento de estos modelos subraya que la clave del éxito radica en la correcta ponderación de las variables específicas de cada contexto institucional y geográfico.

La presente investigación se justifica en la necesidad de un análisis comparativo sistemático que contraste los criterios, variables y metodologías de evaluación utilizados por instituciones dominicanas con los enfoques demostrablemente exitosos en otros países de la región. Es así que el estudio aborda, por tanto, el vacío existente en la literatura local al contrastar las estructuras de Credit Scoring, con el objetivo de generar una base empírica para la optimización de la gestión de riesgo crediticio en el contexto dominicano (Beclever Corp, 2024).

1.4 Deficiencias en estudios anteriores

La revisión de la literatura si bien establece una base muy sólida sobre la importancia del microcrédito y la evolución de los modelos de Credit Scoring, muestra ciertos vacíos específicos que la presente investigación busca abordar; la principal escasez identificada es la ausencia de un benchmarking riguroso y sistemático que contraste directamente la eficiencia metodológica y el desempeño predictivo de los modelos de Credit Scoring entre instituciones microfinancieras dominicanas y las de otros países de la región, de esta manera se tiene a estudios como los de Acosta (2015) y la Superintendencia de Bancos de RD (2020) que establecen el contexto local, resaltando las variables no tradicionales (como la reputación) y las barreras estructurales. Sin embargo, estos estudios son de naturaleza descriptiva y no ofrecen una evaluación cuantitativa del rendimiento de los modelos dominicanos frente a estándares internacionales, por ejemplo, no se reportan métricas como el Índice Gini, la tasa de falsos positivos o el AUROC, lo que impide determinar si los modelos locales alcanzan niveles de precisión superiores al 80%, como se ha observado que sí lo hacen algunos modelos en Bolivia, Perú o Colombia (ASOFIN, 2022).

Por otro lado, los estudios sobre Machine Learning como los de Cahueñas (2024), Gorosabel (2023) y Mielgo (2024), demuestran la superioridad de las técnicas avanzadas y utilidad de datos totalmente alternativos; así se tiene que Cahueñas reporta una tasa de clasificación correcta del 83% utilizando solo redes neuronales, mientras que Gorosabel logra reducir los falsos negativos en un 27% mediante algoritmos cost-sensitive; Mielgo, por su parte, compara modelos sobre bases europeas y encuentra que las redes neuronales alcanzan un AUROC de 0.91, superando a la regresión logística (0.85) y al SVM (0.88); sin embargo, los trabajos se enfocan en casos de estudio específicos y no realizan una comparativa en el entorno dominicano, lo que implica que actualmente, las IMF dominicanas carecen de un marco de referencia cuantitativo más preciso para determinar si sus modelos están operando con el máximo nivel de eficiencia en comparación con las metodologías líderes en América Latina.

En este sentido, esta investigación busca cuantificar esta relación de causalidad (benchmarking de ponderaciones y correlación), lo cual no ha sido explorado de forma exhaustiva

en un estudio de contraste regional que incluya a la República Dominicana; en resumen, si bien la literatura ha establecido el "qué" (la necesidad de Credit Scoring) y el "cómo" (las técnicas avanzadas), ha fallado en realizar el contraste sistemático entre regiones y en la replicación contextual de los hallazgos de eficiencia del Machine Learning, dejando abierta la pregunta sobre cuál es la configuración metodológica óptima y aplicable para el sector microfinanciero dominicano.

1.5 Importancia de la investigación

Se ha detectado que la falta de un análisis comparativo y sistemático entre las metodologías de Credit Scoring dominicanas y las de países de la región con probada eficiencia, como Perú o Bolivia (ASOFIN, 2022), constituye la justificación empírica de este problema. Dicha brecha impide la transferencia de mejores prácticas y limita el potencial de la banca local para reducir el riesgo operacional y mejorar la rentabilidad, por esto, la presente investigación es importante en razón de su triple relevancia: teórica, práctica y social, de esta forma se obtiene:

Importancia teórica y metodológica. La tesis contribuye a la literatura sobre finanzas comparadas y gestión de riesgo en economías emergentes, ya que, la mayoría de los estudios se centran en el análisis interno de modelos específicos de una institución o país (Montalván, 2019; Delgado et al., 2021). De esta manera se aborda una brecha de conocimiento al ofrecer un contraste sistemático y riguroso entre las metodologías de Credit Scoring aplicadas en la República Dominicana y las de países latinoamericanos líderes en microfinanzas (ASOFIN, 2022). Al comparar las variables y técnicas (como la Regresión Logística frente a métodos de Machine Learning) utilizadas para predecir el riesgo (Mielgo, 2024).

Importancia práctica y profesional. La eficiencia en la evaluación del microcrédito es fundamental para la sostenibilidad operativa y la rentabilidad de las instituciones (Tamara *et al.*, 2022), de esta manera se ha demostrado que en República Dominicana, el índice de morosidad en microcréditos puede superar el 8% en zonas rurales, mientras que en instituciones con modelos predictivos avanzados en países como Bolivia o Perú, este índice se reduce a menos del 4% (ASOFIN, 2022); si bien el sistema financiero local goza de solidez (Superintendencia de Bancos,

2020), la expansión segura del microcrédito demanda una constante optimización de los modelos de riesgo.

Importancia social. A nivel social, el microcrédito es un poderoso motor de inclusión financiera y de apoyo a la micro y pequeña empresa (MIPYME) (Cahueñas, 2024); así se observa que en República Dominicana, las MIPYMES representan el 98% del tejido empresarial y generan más del 50% del empleo formal, pero enfrentan barreras de acceso al crédito formal por falta de garantías y historial bancario, pues, los modelos de evaluación de riesgo son ineficientes, y las entidades se ven obligadas a restringir el crédito o a aumentar las tasas de interés para cubrir pérdidas, lo que puede elevar el costo financiero hasta en un 12% anual para los prestatarios más vulnerables, limitando así el acceso a financiamiento a los sectores más vulnerables.

1.6 Propósitos de Investigación

Objetivo general: Analizar comparativamente los modelos de evaluación de riesgo crediticio (Credit Scoring) utilizados por instituciones microfinancieras líderes en República Dominicana y en cuatro países de América Latina, con el fin de identificar las variables, criterios metodológicos y las mejores prácticas que contribuyan a la optimización de la gestión del riesgo crediticio a nivel local.

Objetivos específicos:

- Identificar y describir los criterios y las variables clave que configuran los modelos de evaluación de riesgo crediticio (Credit Scoring) utilizados por las cinco instituciones microfinancieras seleccionadas en República Dominicana y en América Latina.
- Contrastar las metodologías de gestión de riesgo, el desempeño predictivo y los umbrales de aceptación aplicados en los modelos de Credit Scoring de las instituciones dominicanas frente a los referentes regionales.
- Proponer un conjunto de recomendaciones metodológicas y operacionales para la optimización de los modelos de evaluación de microcrédito en República Dominicana, basadas en las mejores prácticas identificadas.

1.7 Preguntas de investigación

Pregunta central de investigación

¿De qué manera los modelos de evaluación de riesgo crediticio (Credit Scoring) aplicados en el sector microfinanciero de la República Dominicana se diferencian y comparan, en términos de variables, criterios metodológicos y desempeño, con los modelos de mayor eficiencia utilizados por instituciones líderes en América Latina?

Preguntas específicas de investigación

1. ¿Cuáles son las variables críticas y los criterios metodológicos predominantes en los modelos de Credit Scoring utilizados tanto en las instituciones microfinancieras dominicanas como por los referentes latinoamericanos seleccionados?
2. ¿Qué diferencias significativas existen en la implementación de metodologías y en el desempeño predictivo de los modelos de Credit Scoring entre los casos de estudio de la República Dominicana y América Latina?
3. ¿Cuáles son las mejores prácticas y los elementos metodológicos de éxito observados en la gestión del riesgo de microcrédito en América Latina que podrían ser incorporados de manera efectiva para la optimización y el fortalecimiento de los modelos de evaluación aplicados en la República Dominicana?

2. METODOLOGÍA

2.1 Diseño, enfoque, alcance y tipo de investigación

El desarrollo de una investigación rigurosa exige la definición precisa de su metodología, y este apartado establece el camino operativo de la misma, de esta manera, el estudio adoptó un enfoque mixto, el cual se caracteriza por el uso de técnicas cuantitativas y cualitativas para la recolección de datos y su análisis para establecer patrones de comportamiento (Hernández *et al.*, 2014). Por otro lado, el alcance definió la profundidad con la que se aborda el fenómeno (Arias, 2006), por ende, este estudio es de alcance descriptivo y comparativo.

Para finalizar, el tipo y el diseño definen cómo se ejecutan las etapas de recolección y análisis de datos, por eso se eligió un tipo documental y de campo no experimental, con un diseño transversal o transeccional. De esta manera se tiene que, la investigación documental se da cuando la mayor parte de la evidencia se obtiene de fuentes secundarias confiables (artículos indexados, tesis, informes de la Superintendencia de Bancos, benchmarking sectorial), por eso, Arias (2006) señala que la tesis documental basa su trabajo en la revisión sistemática, crítica y coherente de la información. En esta línea de pensamiento, el diseño de campo no experimental se utilizó ya que la información estadística de las instituciones se recopiló sin manipular las variables; además, el estudio es no experimental porque los modelos de *Credit Scoring* ya existen en la realidad y el investigador se limitó a observarlos y analizarlos, sin generar las condiciones para la aplicación de un tratamiento o una intervención (Hernández *et al.*, 2014).

2.2 Población y muestra

La población es el conjunto total de casos que concuerdan con una serie de especificaciones predeterminadas sobre las cuales el estudio busca obtener conclusiones (Hernández *et al.*, 2014; Arias, 2006), de este modo, la población objeto de estudio fue el conjunto de todos los modelos de evaluación de riesgo crediticio (*Credit Scoring*) formalizados y en

operación en las instituciones microfinancieras (IMF) reguladas de la República Dominicana y los principales países referentes de América Latina (Bolivia, Perú, Colombia, Ecuador).

Por otro lado, la muestra es un subconjunto de la población que es representativo para el estudio (Arias, 2006), y dada la naturaleza documental y comparativa del proyecto, la muestra fue de tipo intencional o por juicio (no probabilística), pues la selección intencional se da cuando el investigador debe elegir a los sujetos de estudio basándose en el conocimiento de sus características y su relevancia para los objetivos (Hernández *et al.*, 2014), dado que el objetivo fue comparar mejores prácticas y modelos eficientes, no generalizar al total del sector.

De este modo, las unidades de análisis (muestra) fueron:

- Modelos locales (República Dominicana): se seleccionaron los modelos de *Credit Scoring* de las principales instituciones financieras (bancos o IMF reguladas) que poseen la mayor cartera de microcrédito o que han publicado información relevante sobre su gestión de riesgo.
- Modelos regionales (América Latina): se seleccionaron los modelos de *Credit Scoring* de 4 instituciones líderes y eficientes de cada uno de los países referentes (Bolivia, Perú, Colombia y/o Ecuador) que cuenten con documentación pública o académica sobre sus variables y métricas de desempeño.
- Por motivos de confidencialidad, se han utilizado subnombres para referirse a las instituciones financieras participantes. Representantes de las entidades Banco especializado en microfinanzas líder, Banco de inclusión financiera y solidaridad y Banco múltiple del sistema financiero dominicano, cuyo aporte permitirá una visión más completa de la situación bancaria en cuanto a microcréditos en RD.

La muestra se compuso de las variables, metodologías y métricas de riesgo (datos cuantitativos) que sustentan estos modelos seleccionados.

2.3 Instrumentos de recolección, análisis y medición de datos

El carácter documental requirió un instrumento de recolección de datos altamente estructurado que permitiera la sistematización de la información financiera y metodológica

extraída de las diversas fuentes sobre los modelos de *Credit Scoring* (Arias, 2006), y dado el enfoque mixto y la naturaleza primordialmente documental del estudio, los instrumentos se centraron en la recopilación estructurada de información ya existente, además de entrevistas para poder contextualizar mejor los datos.

2.3.1. Ficha de recolección de datos estructurada (matriz de variables)

Este fue el principal instrumento utilizado, que consistió en un formulario de matriz de doble entrada para capturar y organizar las variables clave de los modelos de *Credit Scoring*, por esto, su finalidad fue sistematizar los datos extraídos de la literatura académica, informes regulatorios y documentos de benchmarking sectorial.

2.3.2. Guía de entrevista

Este instrumento cualitativo se implementó para capturar la visión, los desafíos y las estrategias del sector bancario formal dominicano respecto a la otorgación de microcréditos y el uso de modelos de *Credit Scoring*. Su propósito fue obtener una visión experta, institucional y actualizada que permita contextualizar los datos documentales dentro de la realidad del mercado financiero dominicano. Además de validar o contrastar tendencias y hallazgos identificados en la fase documental.

2.3.3. Análisis y medición de datos

El análisis se centró en la estadística descriptiva y correlacional de los datos extraídos en la ficha estructurada, en donde, se compararon directamente las métricas de desempeño de los modelos dominicanos con las de los modelos líderes, identificando si las diferencias son significativas y si las prácticas regionales se correlacionan con una gestión de riesgo superior.

2.4 Operacionalización de las variables

La operacionalización de variables consiste en definir y desglosar una variable abstracta o conceptual en dimensiones y, finalmente, en indicadores que son medibles y observables (Arias, 2006). En el contexto de este estudio comparativo de modelos de *Credit Scoring*, la operacionalización garantizó que la comparación entre la República Dominicana y América Latina se realizara sobre una base objetiva y cuantificable.

Tabla

1

Operacionalización de variables

Variable	Definición Conceptual	Dimensión	Indicadores
1. Modelos de Score para Microcréditos	El conjunto estructurado de técnicas, variables y algoritmos matemáticos utilizados para cuantificar la probabilidad de incumplimiento de pago de un prestatario en el segmento de microcrédito.	I. Variables de entrada (metodología)	1. Número de variables predictivas utilizadas en el modelo. 2. Frecuencia de recalibración del modelo (en meses).
		II. Desempeño y Resultados	1. Índice de Gini (o AUC/ROC) reportado. 2. Tasa de morosidad bruta de la cartera asociada. 3. Porcentaje de acierto en la clasificación (en %).
2. Entidades de Microcréditos en RD y América Latina	El conjunto de instituciones financieras reguladas (bancos, cooperativas o IMF especializadas) que otorgan microcréditos y que constituyen la muestra del estudio comparativo.	I. Contexto operacional	1. Volumen de cartera de microcrédito (en USD). 2. Antigüedad de la institución en el sector (en años). 3. Nivel de inclusión de tecnología (Fintech)
		II. Marco Regulatorio y Prácticas	1. Tasa de Interés Promedio de su cartera de microcrédito. 2. Uso de Garantías No Tradicionales.

Fuente: Elaboración propia.

Esta segmentación de las variables permitió un análisis más focalizado: la Variable 1 (Modelos de Score) se trata como la unidad metodológica a contrastar, mientras que la Variable 2

(Entidades) proporcionó el contexto operativo y regulatorio necesario para interpretar las diferencias de desempeño.

2.5 Aspectos de ética

La presente tesis se adhirió a los principios de rigor científico, transparencia y responsabilidad social, aspectos éticos que giran principalmente en torno al manejo de la información, la citación y la integridad del investigador. Debido a que el objeto de estudio fueron los modelos de riesgo (*Credit Scoring*), que representan propiedad intelectual y ventaja competitiva de las instituciones microfinancieras (IMF), y considerando además que los nombres de las entidades participantes no podían ser revelados por falta de autorización expresa, se optó por utilizar subnombres que permitieran identificarlas sin comprometer su confidencialidad. Por otro lado, la ética académica exige transparencia y honestidad en el proceso investigativo.

2.6 Limitaciones y delimitaciones de la investigación

Las limitaciones se refieren a los obstáculos o las restricciones que siendo difíciles de controlar por el investigador, pueden afectar la recopilación de datos, la metodología o los resultados.

1. Dificultad de obtener acceso directo a los modelos de *Credit Scoring* de las IMF tanto en República Dominicana como en los países referentes de América Latina, ya que los modelos de riesgo son considerados propiedad intelectual y ventaja competitiva de las entidades financieras.
2. La comparación de modelos estuvo limitada por la falta de uniformidad en los marcos regulatorios y en las definiciones operativas de riesgo entre los países de América Latina. Lo que exige cautela al momento de generalizar las conclusiones de desempeño (Delgado et al., 2023).
3. Los datos de gestión de riesgo y las referencias de modelos pueden verse afectados por el ciclo económico de cada país.

La delimitación define el alcance específico del estudio para mantenerlo viable y enfocarse en los objetivos planteados, de esta forma se tiene:

- La investigación se delimitó al riesgo de crédito en el segmento de microcrédito. Se excluyen otros tipos de riesgo financiero (liquidez, mercado, operacional) y otras carteras crediticias (consumo masivo o crédito corporativo).
- El estudio fue delimitado a la República Dominicana y a la comparación con un mínimo de cuatro países de América Latina que poseen un sector microfinanciero desarrollado y documentado académicamente, como Bolivia, Perú, Colombia y/o Ecuador.
- El análisis de los modelos y referencias se centró, en la literatura y los datos publicados a partir del año 2020.

3. RESULTADOS Y VALIDACIÓN

Los hallazgos obtenidos en instituciones microfinancieras líderes en República Dominicana y América Latina revelan importantes contrastes metodológicos y de desempeño, los cuales constituyen el insumo fundamental para identificar las mejores prácticas para ser replicadas en el contexto de RD. El presente capítulo desarrolla un análisis minucioso de los resultados obtenidos, con el propósito de generar un marco de referencia que oriente a las instituciones microfinancieras dominicanas en la adaptación o el perfeccionamiento de modelos de *Credit Scoring*.

3.1 Análisis de ficha de recolección de datos

En esta sección se presentan los resultados que corresponden a la revisión documental por medio de la ficha de recolección de datos, los mismos se organizan por variables y dimensiones, comenzando por la variable de modelos de *score* para microcréditos y seguidamente la variable de entidades de microcréditos en RD y América Latina. Igualmente, cabe señalar que se usan tablas que resumen la información y permiten comparar tres instituciones bancarias nacionales con otras cuatro extranjeras.

3.1.1 Variable 1: modelos de score para microcréditos

Dimensión I: Variables de entrada y metodología

Tabla 2

¿Cuál es el número total de variables predictivas utilizadas en la construcción del modelo de score?

Entidad / País	Número total de variables predictivas	Observaciones	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	No especificado	Variables socioeconómicas y crediticias.	ADOPEM (2026).

República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	No especificado	Modelos internos de riesgo; no se especifica el número de variables.	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	No especificado	Informes de riesgo que muestran calidad de activos, pero no especifican recalibración.	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	No especificado	Variables socioeconómicas y financieras (sin número exacto).	Criollo (2022).
Perú	No especificado	Variables socioeconómicas, historial de pago, comportamiento financiero.	Rojas (2024).
Colombia	No especificado	—	Women’s World Banking (2006).
México	No especificado	Variables socioeconómicas e historial de pago.	Banco Compartamos (2024).

La interpretación es que la falta de transparencia en las variables predictivas limita la posibilidad de auditar y comparar de manera rigurosa los modelos de riesgo en la región, ya que muchos países solo reportan categorías generales sin especificar indicadores, y esto refleja un enfoque donde los algoritmos se tratan como propiedad intelectual, dificultando la evaluación académica y la construcción de estándares comunes; en consecuencia, la región avanza con modelos útiles pero poco transparentes, lo que genera un reto para la credibilidad y la inclusión financiera.

Tabla 3

¿Cuál es la frecuencia de recalibración (actualización) de la modelo reportada por la entidad (en meses)?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es la frecuencia de recalibración (actualización) del modelo reportada por la entidad (en meses)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	Se documenta implementación inicial de scoring automatizado, sin detalle de recalibración.	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Informes de riesgo destacan calidad de activos, pero no especifican recalibración.	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Se reportan calificaciones y entorno operativo, sin detalle de recalibración.	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	El estudio académico describe variables del modelo, pero no frecuencia de actualización.	Criollo (2022).
Perú	Se menciona validación con métricas de desempeño, sin periodicidad de recalibración.	Rojas (2024).
Colombia	Proyecto piloto de scoring automatizado, sin detalle de recalibración.	Women’s World Banking (2006).
México	Informes de calificación financiera, sin especificar recalibración de modelos.	Banco Compartamos (2024).

En la región existe una omisión que parecer ser sistemática respecto a la temporalidad que toma la recalibración de los modelos, lo que genera una vulnerabilidad en su capacidad para hacer predicciones, pues, ninguna de las entidades analizadas especifica con claridad la frecuencia de actualización que manejan, priorizando la implementación inicial sobre el mantenimiento continuo y en conjunto, lo que provoca es que esta falta de transparencia limita la resiliencia de los modelos y plantea un desafío para la gestión de riesgo.

Dimensión II: Desempeño y Resultados

Tabla 4

¿Cuál es el valor del Índice de Gini (o AUC/ROC) reportado para medir el poder predictivo del modelo?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es el valor del Índice de Gini (o AUC/ROC) reportado para medir el poder predictivo del modelo?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	No reportado.	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	No reportado.	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	No reportado.	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	No reportado.	Criollo (2022).
Perú	Se menciona validación con AUC, sin valor numérico.	Rojas (2024).
Colombia	No reportado.	Women’s World Banking (2006).
México	Se reporta validación con métricas de desempeño, sin cifras exactas.	Banco Compartamos (2024).

Se evidencia que la ausencia de indicadores de desempeño como el índice de Gini o el AUC, muestra una falta de transparencia en los modelos de la región, y aunque algunos países mencionan el uso de métricas, la omisión de cifras concretas convierte esas referencias en declaraciones sin sustento claro o evidente, en consecuencia, la falta de datos verificables limita la credibilidad y aumenta el riesgo en la gestión financiera.

Tabla 5

¿Cuál es la Tasa de Morosidad Bruta de la cartera asociada al modelo (en porcentaje)?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es la Tasa de Morosidad Bruta de la cartera asociada al modelo (en porcentaje)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	No reportado	ADOPEM (2026).

República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Morosidad microcrédito 3–4%	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Morosidad microcrédito 2–3%	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Morosidad microcrédito 5–6%	Criollo (2022).
Perú	Morosidad microcrédito 4–5%	Rojas (2024).
Colombia	Morosidad microcrédito 3–4%	Women’s World Banking (2006).
México	Morosidad microcrédito 6–7%	Banco Compartamos (2024).

Se encontró que, aunque la República Dominicana muestra un posicionamiento competitivo con niveles de morosidad bajos en el microcrédito (2% a 4%), la región evidencia contrastes importantes que reflejan tanto diferencias en la precisión de los modelos como en las condiciones macroeconómicas, por ende, los hallazgos muestran que la efectividad del control de riesgos depende tanto de la gestión operativa como de la transparencia en los modelos.

Tabla 6

¿Cuál es el porcentaje de acierto en la clasificación (buenos/malos clientes) que alcanza el modelo?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es el porcentaje de acierto en la clasificación (buenos/malos clientes) que alcanza el modelo?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	No reportado.	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	No reportado.	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	No reportado.	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	No reportado.	Criollo (2022).
Perú	No reportado.	Rojas (2024).
Colombia	No reportado.	Women’s World

México	No reportado.	Banking (2006). Banco Compartamos (2024).
--------	---------------	--

El análisis evidencia que la precisión en la clasificación de clientes sigue siendo un aspecto crítico y muy a su pesar sigue siendo algo opaco en los sistemas de scoring de la región, pues ninguna entidad reporta públicamente su porcentaje de acierto, lo que convierte este indicador en un dato protegido y reservado como ventaja competitiva; en consecuencia, los hallazgos muestran que el credit scoring en América Latina funciona bajo una suerte de “caja negra funcional”, donde la utilidad operativa si existe, pero sin rendición de cuentas pública.

3.1.2 Variable 2: Entidades de Microcréditos en RD y América Latina

Dimensión I: Contexto Operacional

Tabla 7

¿Cuál es el Volumen de Cartera de Microcrédito de la entidad (en USD o equivalente, si es reportado)?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es el Volumen de Cartera de Microcrédito de la entidad (en USD o equivalente, si es reportado)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	Cartera relevante en microfinanzas	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Cartera total >USD 5,000M (microcrédito fracción menor)	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Cartera PyME/micro relevante	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Cartera microcrédito >USD 1,000M	Criollo (2022).
Perú	Cartera microcrédito >USD 3,000M	Rojas (2024).
Colombia	Cartera microcrédito consolidada	Women’s World Banking (2006).
México	Cartera microcrédito >USD 1,500M	Banco Compartamos

(2024).

El análisis del volumen de cartera muestra que la magnitud del crédito administrado es un indicador clave tanto del alcance de los modelos de scoring como de la exposición al riesgo institucional; el patrón común es que, a mayor volumen de cartera, las entidades tienden a ser más reservadas con sus métricas internas de desempeño, reforzando la idea de que la información técnica se convierte en un activo estratégico.

Tabla 8

¿Cuál es la antigüedad de la institución operando en el sector microfinanciero (en años)?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es la antigüedad de la institución operando en el sector microfinanciero (en años)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	Fundado en 1982 (44 años).	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Fundado en 1972 (54 años).	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Fundado en 1963 (63 años).	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Fundado en 2015 (11 años).	Criollo (2022).
Perú	Fundado en 1998 (28 años).	Rojas (2024).
Colombia	Fundada en 1980 (46 años).	Women's World Banking (2006).
México	Fundado en 1990 (36 años).	Banco Compartamos (2024).

En República Dominicana instituciones con más de cuatro décadas de operación han acumulado un conocimiento empírico sólido del mercado propio, lo que les da ventaja frente a modelos mucho más jóvenes como los de países como Ecuador, que tiene apenas once años y; esta diferencia se explica en parte la tendencia de las entidades más antiguas a ser más conservadoras en la publicación de métricas técnicas, confiando en su historial y sobre todo, reputación; por otro lado, en países como Colombia, Perú y México, la antigüedad intermedia

también se traduce en una base de datos amplia para alimentar sus modelos, aunque con menor profundidad histórica que la dominicana.

Tabla 9

¿Cuál es el Nivel de Inclusión de Tecnología (Fintech) en los procesos de crédito? (Codificar la descripción)

Entidad o país de origen.	¿Cuál es el Nivel de Inclusión de Tecnología (Fintech) en los procesos de crédito? (Codificar la descripción)	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	Bajo-medio (automatización inicial)	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Medio-alto (plataformas digitales)	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Alto (uso de apps y scoring digital)	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Medio (plataformas digitales básicas)	Criollo (2022).
Perú	Alto (uso de algoritmos y apps)	Rojas (2024).
Colombia	Bajo-medio (automatización inicial)	Women’s World Banking (2006).
México	Medio-alto (uso de plataformas digitales)	Banco Compartamos (2024).

En República Dominicana se observa heterogeneidad con instituciones que van desde los niveles bajos de automatización hasta modelos que están altamente digitalizados con aplicaciones móviles y scoring avanzado, lo que refleja una transición acelerada, por otro lado, Perú mantiene un nivel alto de inclusión tecnológica, mientras que Ecuador y México se sitúan en un rango medio-alto, consolidando algunas plataformas digitales pero aún sin una integración total. Sin embargo: las entidades con mayor sofisticación tecnológica son también las más herméticas en cuanto a la divulgación de métricas de desempeño.

Dimensión II: Marco Regulatorio y Prácticas

Tabla 10

¿Cuál es la Tasa de Interés Promedio de la cartera de microcrédito de la entidad (en porcentaje anual)?

Entidad o país de origen.	¿Cuál es la Tasa de Interés Promedio de la cartera de microcrédito de la entidad (en porcentaje anual)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	No reportado	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Tasas microcrédito 20–30%	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Tasas microcrédito 20–25%	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Tasas microcrédito 18–22%	Criollo (2022).
Perú	Tasas microcrédito 30–40%	Rojas (2024).
Colombia	Tasas microcrédito 25–30%	Women’s World Banking (2006).
México	Tasas microcrédito 60–70%	Banco Compartamos (2024).

El análisis de las tasas de interés en microcrédito muestra que la República Dominicana mantiene un nivel competitivo y relativamente estable, con rangos de 20% a 30%, por debajo de Perú y México, y este equilibrio parece estar respaldado por la baja morosidad, lo que permite combinar sostenibilidad con una mayor accesibilidad; en contraste, Ecuador presenta tasas más bajas (18% a 22%) debido a regulaciones y dolarización, mientras que México alcanza niveles extremos de 60% a 70%, reflejando que la tasa es usado como un mecanismo de cobertura ante la incertidumbre; es decir, la relación riesgo-precio evidencia que la República Dominicana ha logrado un balance que fortalece tanto la inclusión como la estabilidad del sector.

Tabla 11

¿La entidad o el modelo reporta el uso de garantías no tradicionales (ej. solidarias, grupales o móviles)?

Entidad o país de origen.	¿La entidad o el modelo reporta el uso de garantías no tradicionales (ej. solidarias, grupales o móviles)?	Fuente
República Dominicana — Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad	Sí, solidarias/grupales.	ADOPEM (2026).
República Dominicana — Entidad de la Banca Múltiple	Sí, garantías solidarias.	Fitch Ratings (2024).
República Dominicana — Banco Múltiple del Sistema Financiero Dominicano	Sí, garantías grupales.	Fitch Ratings (2024).
Ecuador	Sí, garantías solidarias.	Criollo (2022).
Perú	Sí, garantías grupales.	Rojas (2024).
Colombia	Sí, solidarias.	Women's World Banking (2006).
México	Sí, garantías grupales.	Banco Compartamos (2024).

La estrategia regional muestra que la ausencia de colaterales físicos, el aval moral y la presión de grupo funcionan como filtros de riesgo efectivos; además, esta práctica parece compensar la opacidad de los modelos de scoring, pues la estructura grupal actúa como un mecanismo de seguridad que sustituye la necesidad de métricas técnicas transparentes. Por ende, el hallazgo confirma que la resiliencia del microcrédito latinoamericano descansa tanto en la tecnología como en la fuerza de los vínculos comunitarios.

3.2 Análisis Entrevista

A continuación, se presenta el análisis de las respuestas frente a las entrevistas realizadas, acompañadas de sus respectivos análisis:

Variable 1: Modelos de *Credit Scoring* para microcréditos

Tabla 12

Desde su perspectiva institucional, ¿cuáles considera que son las variables no convencionales (sociodemográficas o conductuales) que han demostrado mayor peso relativo en la reducción de la asimetría de información en el mercado dominicano?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Mayor reto: conocer a microempresarios sin papeles formales. - Se valora en gran medida que el cliente sea responsable. - Importancia del tiempo que el negocio lleva en el mismo lugar: clientes fieles y compromiso. - Esto reduce la percepción de riesgo. - Relación con proveedores - Separación de finanzas - Diferenciar dinero del hogar y del negocio muestra orden. - Facilita otorgar préstamos de manera más justa y realista. 	<ul style="list-style-type: none"> - Reto principal: cerrar la brecha con personas sin historial crediticio. - Factores sociales como indicadores de responsabilidad. - Sustitución de garantías tradicionales: <ul style="list-style-type: none"> - Se confía en la palabra y apoyo comunitario como “garantía social”. - Grupos solidarios y redes de confianza reflejan el comportamiento financiero. - Uso de tecnología: <ul style="list-style-type: none"> - Billeteras digitales y pagos pequeños permiten observar hábitos reales. - Resultado: <ul style="list-style-type: none"> - Se construye un perfil que premia lealtad, esfuerzo en equipo y responsabilidad. 	<ul style="list-style-type: none"> - Ausencia de historial de crédito formal y de información financiera estructurada en microempresarios. - Instituciones financieras recurren a variables alternativas para evaluar al cliente. - Criterios principales de análisis: <ul style="list-style-type: none"> - Tiempo de funcionamiento del negocio. - Estabilidad de las ventas. - Tipo de actividad económica. - Referencias comerciales. - Nuevas fuentes de información en los últimos años: <ul style="list-style-type: none"> - Pagos de servicios básicos. - Uso de canales digitales. - Objetivo: construir una visión más completa del comportamiento financiero del microempresario.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis de los testimonios institucionales evidencia un cambio profundo en la forma de evaluar el riesgo crediticio, donde la ausencia de historial formal se compensa con variables

sociales, conductuales y digitales; estos enfoques muestran que la resiliencia del microcrédito dominicano descansa en la combinación de capital social, variables conductuales y herramientas tecnológicas, configurando un paradigma de evaluación más humano y adaptado a la realidad local.

Tabla 13

Dada la volatilidad económica actual y el comportamiento del flujo de caja en microemprendimientos, ¿cada cuánto tiempo estima que las instituciones deben actualizar sus algoritmos de scoring para no perder capacidad predictiva?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - La economía es cambiante, por lo que el sistema de préstamos no puede quedarse estático. - El scoring no se concibe como un proceso único, sino como un mecanismo dinámico que debe ajustarse constantemente. - Revisión periódica cada tres meses para evaluar la situación financiera del microempresario. - El chequeo continuo permite: <ul style="list-style-type: none"> - Detectar cambios más rápido. - Mantener vigencia de factores como la estabilidad del negocio. - Ajustar decisiones de crédito en contextos de inflación o variación de precios. - En caso de crisis o eventos graves, se actúa de inmediato sin esperar al ciclo trimestral. - Reconocimiento de que un sistema basado en condiciones pasadas no es útil en escenarios de dificultad repentina. 	<ul style="list-style-type: none"> - Los microempresarios son los más sensibles a los cambios de la economía. - No basta con revisar el sistema de préstamos ocasionalmente; la actualización debe ser constante. - Propuesta de revisión: <ul style="list-style-type: none"> - Evaluación profunda del sistema cada seis meses. - Ajustes mensuales en reglas de grupos solidarios e impacto social. - Lo más importante no es la frecuencia de actualización, sino la capacidad de reacción rápida ante el comportamiento de los clientes. - Objetivo central: manejar los datos de forma flexible para que el sistema incluya a las personas, incluso en momentos difíciles, en lugar de excluirlas. 	<ul style="list-style-type: none"> - El flujo de dinero en pequeños negocios varía según temporada y tipo de actividad. - Por esa razón, los modelos de scoring deben revisarse periódicamente. - En la práctica, muchas instituciones monitorean de forma constante el comportamiento de su cartera. - Cuando se detectan cambios importantes, se realizan ajustes en los modelos. - Este proceso permite mantener una evaluación del riesgo más actualizada y adaptada a la realidad del microempresario.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis confirma que las instituciones dominicanas están caminando hacia una gestión más dinámica del riesgo, rompiendo con la visión estática de los modelos tradicionales, es decir, estos enfoques muestran que la banca dominicana está construyendo un espacio en el que se tiene

un riesgo más adaptativo, donde la temporalidad de los ajustes es en un mecanismo clave para sostener la precisión y la inclusión financiera.

Tabla 14

En términos de eficiencia estadística, ¿cuál es el estándar o rango de precisión (Gini/AUC) que la banca múltiple considera aceptable para validar la robustez de un modelo de scoring destinado a segmentos de difícil evaluación?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Banco especializado en microfinanzas líder exige rigor en los números para automatizar préstamos. - Se utilizan indicadores estadísticos (Gini y AUC) para medir la capacidad del modelo de diferenciar clientes responsables de los riesgosos. - Ideal: puntajes intermedios pero sólidos; si bajan demasiado, el sistema estaría “adivinando”, lo que aumenta el peligro de prestar a clientes inadecuados. - En microcréditos no se esperan cifras perfectas como en banca tradicional, debido a la informalidad. - Un puntaje de 0.50 se considera suficientemente preciso si el sistema sigue funcionando bien en contextos económicos cambiantes. - Lo más importante: que el sistema se mantenga actualizado y no se “oxide”, más allá de tener un número alto en un momento puntual. 	<ul style="list-style-type: none"> - En microcréditos, el comportamiento de las personas pesa más que un historial financiero formal. - Se aceptan puntajes Gini y AUC más bajos que en banca tradicional, porque logran predecir pagos en grupos sin datos previos. - Éxito del sistema: equilibrio entre inclusión y responsabilidad. - No debe ser tan estricto que excluya a clientes responsables. - Debe ser lo suficientemente inteligente para prestar con seguridad. - Además de Gini y AUC, se utiliza el indicador KS (Kolmogorov-Smirnov) para medir la capacidad del modelo de separar claramente clientes de bajo riesgo y alto riesgo. - La meta es un sistema flexible, que combine métricas técnicas con sensibilidad social, evitando la “perfección” que excluiría a potenciales beneficiarios. 	<ul style="list-style-type: none"> - Validación del modelo de scoring requiere indicadores estadísticos. - Estos indicadores miden qué tan bien el sistema distingue entre clientes de mayor y menor riesgo. - Más allá de los números, se analiza el desempeño real del modelo en la práctica. - Se comparan resultados del modelo con el comportamiento real de la cartera. - Se realizan pruebas con información histórica para evaluar la robustez del modelo. - Objetivo: comprobar si el modelo seguiría funcionando en distintos escenarios económicos.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis confirma que las instituciones dominicanas han optado por una calibración más contextualizada, adaptada a la realidad de los varios mercados informales más que a esos estándares teóricos de supuesta perfección; de esta forma, estos enfoques muestran que la precisión

se redefine bajo una lógica funcional en donde lo importante no es alcanzar métricas perfectas, sino sostener modelos resilientes e inclusivos.

Tabla 15

Según la data del sector, ¿cómo ha influido la implementación de modelos predictivos avanzados en el diferencial de la tasa de morosidad entre el microcrédito y la banca comercial tradicional?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - La tecnología moderna, especialmente el Machine Learning, ha sido un cambio decisivo en microcréditos. - Antes existía una gran diferencia entre préstamos de bancos grandes (con garantías como casas o carros) y microcréditos (basados en el movimiento del negocio). - Los sistemas actuales analizan el comportamiento del cliente en tiempo real. - Resultado: la mora en microcréditos se ha reducido a niveles de entre 2% y 4%. - Se alcanza una eficiencia comparable a la banca tradicional, incluso en contextos económicos complicados. - La precisión tecnológica ha disminuido el miedo al riesgo asociado a negocios informales. 	<ul style="list-style-type: none"> - Los sistemas modernos han redefinido lo que significa “ser solvente”. - Antes se consideraba muy arriesgado prestar a personas con menos recursos. - Los modelos actuales han demostrado que el microcrédito social es resistente. - Diferencia con la banca tradicional: <ul style="list-style-type: none"> - Cuando bajan los sueldos en empresas, la mora de los bancos grandes aumenta. - Los clientes de microcrédito se mantienen más estables. - Se rompe el prejuicio de que ayudar a los más vulnerables es un mal negocio. - El sistema se adapta a cada persona, permitiendo inclusión financiera sin poner en riesgo el dinero del banco. 	<ul style="list-style-type: none"> - Los modelos predictivos han mejorado significativamente la gestión del riesgo en microcréditos. - Antes, las decisiones dependían principalmente del análisis manual del crédito. - Hoy, los modelos permiten identificar patrones o señales de posibles problemas de pago futuros. - Esto brinda a la institución la oportunidad de actuar de manera preventiva. - El objetivo es evitar que el cliente llegue a una situación de mora mediante medidas anticipadas.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis confirma que el uso de modelos más avanzados redefine el microcrédito como un sector más resiliente y capaz de desafiar las concepciones tradicionales que se tiene del riesgo en poblaciones más vulnerables, es así que, estos enfoques revelan que la resiliencia del microcrédito dominicano descansa en la combinación de algoritmos predictivos, capital social y gestión proactiva.

Tabla 16

¿De qué manera su institución monitorea que el porcentaje de acierto en la clasificación de clientes esté alineado con los objetivos de sostenibilidad financiera y reducción del riesgo sistémico?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - La aprobación de préstamos se toma con mucha seriedad, usando herramientas de validación. - Se emplea la matriz de confusión para evaluar el desempeño del sistema: <ul style="list-style-type: none"> - Evitar falsos negativos (rechazar por error a clientes responsables). - Evitar falsos positivos (aprobar a clientes con alto riesgo de incumplimiento). - Se utiliza el indicador PSI (Estabilidad de la Población) como alarma: <ul style="list-style-type: none"> - Detecta cambios en el perfil del microempresario dominicano por variaciones económicas. - Si los hábitos de gasto o ingreso cambian, el modelo anterior deja de ser útil y debe ajustarse. - Mantener los modelos actualizados con la realidad económica evita riesgos ocultos que podrían afectar la liquidez del banco. 	<ul style="list-style-type: none"> - La evaluación rigurosa busca proteger a los clientes y la misión social del banco. - Riesgo principal: aprobar préstamos excesivos a personas que no pueden pagarlos. - Se verifica que los resultados del sistema coincidan con la realidad: <ul style="list-style-type: none"> - Pagos puntuales de los clientes. - Comportamiento de los grupos de apoyo. - Beneficio mutuo (ganar-ganar): <ul style="list-style-type: none"> - Si el sistema acierta, el cliente progresa. - El banco mantiene su dinero seguro y puede seguir ayudando a más personas. - Seguridad del sistema financiero: <ul style="list-style-type: none"> - Comparación constante con datos de burós de crédito. - Aprobación de préstamos acorde con la capacidad real de la economía popular. - Prevención de riesgos: <ul style="list-style-type: none"> - Se evita la creación de “burbujas” de deuda en sectores humildes. 	<ul style="list-style-type: none"> - Es fundamental evitar que el modelo excluya clientes con capacidad real de pago. - Se realiza un seguimiento constante de los resultados generados por los sistemas de evaluación. - En casos de rechazo automático, se aplica una revisión adicional: <ul style="list-style-type: none"> - Puede intervenir un analista. - O incluso un comité de crédito. - El objetivo es mantener un equilibrio entre la tecnología y el criterio profesional. - Se busca que la automatización no sustituya la sensibilidad humana en la toma de decisiones.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis de la confiabilidad de los modelos de scoring muestra que las instituciones dominicanas han desarrollado mecanismos para reconocer y gestionar sus propios límites, evitando que la opacidad técnica se traduzca en riesgos sistémicos, de esta forma, estos enfoques revelan que la confiabilidad no depende solo de la precisión estadística, sino de la capacidad de los sistemas para detectar sus fallos, adaptarse al contexto y mantener la inclusión financiera como eje central.

Variable 2: Entidades de Microcréditos en RD y América Latina

Tabla 17

¿Cómo proyecta la institución en el crecimiento del volumen de cartera de microcrédito en comparación con los líderes regionales (como Perú o Bolivia) considerando las actuales condiciones de liquidez?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Meta de crecimiento de la cartera: avanzar con cautela y seguridad, priorizando calidad sobre cantidad. - Contexto regional: <ul style="list-style-type: none"> - En países como Perú y Bolivia, la mayoría ya tiene préstamos. - En República Dominicana aún existe una gran oportunidad para apoyar negocios en transición de la informalidad a la formalidad. - Proyección de crecimiento: entre 8% y 12% anual. - Estrategia financiera: <ul style="list-style-type: none"> - Captar recursos propios para reducir la dependencia de financiamiento externo, que suele ser más costoso. - Enfoque de expansión: <ul style="list-style-type: none"> - No buscar clientes nuevos indiscriminadamente. - Ayudar a los clientes actuales a crecer y formalizar sus negocios. - Ventaja competitiva: contar con un sistema de evaluación (scoring) robusto que permite ser selectivos en la aprobación de préstamos. 	<ul style="list-style-type: none"> - Enfoque de crecimiento: incluir a quienes están en la base de la pirámide y apoyar la prosperidad de sus negocios. - Contexto regional: <ul style="list-style-type: none"> - Perú es referente en microfinanzas. - República Dominicana lidera en uso de tecnología para impacto social rápido. - Estrategia de expansión: <ul style="list-style-type: none"> - Crecer con fuerza en zonas rurales. - Apostar por préstamos grupales, más resistentes en tiempos de crisis económica. - Meta: alcanzar niveles de países líderes de la región, apoyándose en la digitalización. - Estrategia financiera: <ul style="list-style-type: none"> - Buscar diversas formas de financiamiento. - Mejorar sistemas para reducir reservas excesivas y liberar capital para préstamos. 	<ul style="list-style-type: none"> - Comparación regional: <ul style="list-style-type: none"> - Perú y Bolivia tienen una trayectoria más larga en microfinanzas. - República Dominicana aún se encuentra en etapa de crecimiento dentro del sector. - Avances recientes en el país: <ul style="list-style-type: none"> - Uso de tecnología como motor de desarrollo. - Mayor interés institucional en ampliar el acceso al crédito para pequeños negocios. - Resultado: se ha visto un progreso importante en inclusión financiera y fortalecimiento del sector microempresarial.

Fuente: Elaboración propia.

El análisis muestra un sector en una etapa de madurez tecnológica y una expansión estratégica, donde el crecimiento se plantea con mesura y con sostenibilidad, de esta forma, estos enfoques revelan que la República Dominicana se perfila como un mercado competitivo y con capacidad para el liderazgo regional en microfinanzas.

Tabla 18

En su experiencia, ¿cómo influye la curva de aprendizaje y la experiencia histórica de una institución en el perfeccionamiento de sus modelos de riesgo específicos para microcrédito?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Evolución del proceso de crédito: se pasó de depender de la intuición del oficial a sistemas con fórmulas programadas. - Experiencia acumulada: más de 40 años manejando préstamos en épocas buenas y malas. - Base de datos robusta que permite analizar cada negocio de forma diferenciada. - Ejemplo: un retraso de tres días en un colmado no tiene el mismo peso que en un taller de ebanistería. - El modelo ajusta alertas según el tipo de negocio, entendiendo las particularidades de cada sector. - Aprendizaje continuo: se ha refinado qué variables son realmente relevantes para predecir el cumplimiento. - Se distingue entre datos útiles y “ruido” irrelevante. - Resultado: el sistema evita aprobar clientes de alto riesgo, apoyándose en el conocimiento acumulado de casos de éxito y fracaso. 	<ul style="list-style-type: none"> - La experiencia acumulada es la base para mejorar la forma de prestar dinero. - El riesgo en personas de menos recursos es complejo y los modelos tradicionales suelen fallar porque no consideran el apoyo comunitario. - Se ha aprendido a medir la cohesión de grupos de vecinos y la fortaleza de las familias frente a problemas. - Esto permite que el sistema de evaluación sea más flexible y humano, entendiendo las dificultades sin perder responsabilidad. - La “escuela” del Banco de Inclusión Financiera y Solidaridad también sirve para atender a quienes no tienen papeles: - Se consideran factores como la “herencia de buen pagador”. - Se valoran referencias de la comunidad. 	<ul style="list-style-type: none"> - La experiencia institucional influye directamente en la forma de manejar el riesgo. - Las entidades con más trayectoria en microcrédito conocen mejor el comportamiento de sus clientes. - Actualmente, muchas instituciones buscan combinar: <ul style="list-style-type: none"> - El conocimiento práctico del analista de crédito. - Herramientas tecnológicas que permiten analizar mejor la información disponible. - Resultado: decisiones más precisas y equilibradas entre intuición profesional y análisis estadístico.

Fuente: Elaboración propia.

El cierre de este análisis muestra con claridad que el éxito de los modelos de scoring dominicanos no se limita a la sofisticación algorítmica, sino a la capacidad de traducir décadas de experiencia empírica en reglas matemáticas adaptadas al contexto local; es decir, estos enfoques revelan un modelo híbrido donde la matemática se nutre de la memoria social y del juicio humano, consolidando un sistema de scoring que no solo clasifica clientes, sino que refleja la historia, la cultura y la resiliencia del microcrédito dominicano. Es un paradigma que combina ciencia de

datos con capital social, y que explica por qué el país ha logrado posicionarse como referente regional en inclusión financiera con estabilidad.

Tabla 19

¿Cuál es la postura de su institución frente a la integración de herramientas Fintech y Big Data en los modelos de scoring para alcanzar ese 44% de la población adulta que aún permanece fuera del sistema formal?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Las Fintech son vistas como aliadas estratégicas para ampliar el alcance del microcrédito. - Uso de Big Data para identificar clientes informales que los bancos tradicionales no consideran. - Se analizan datos no convencionales (ventas del negocio, pagos de servicios básicos) para construir una “identidad financiera” de quienes no aparecen en burós de crédito. - La tecnología es un apoyo, pero no reemplaza el análisis real de la capacidad de pago mensual del negocio. - Big Data abre la puerta a la inclusión financiera de personas fuera del sistema. 	<ul style="list-style-type: none"> - Las Fintech son vistas como aliadas estratégicas para ampliar el alcance del microcrédito. - Uso de Big Data para identificar mini empresarios informales mediante datos no tradicionales. - La tecnología permite descubrir clientes responsables, aunque no tengan papeles. - Se busca un modelo híbrido: <ul style="list-style-type: none"> - Los algoritmos realizan el trabajo pesado de procesar grandes volúmenes de datos. - Los asesores se concentran en acompañar al microempresario para que crezca de forma saludable. - El objetivo es combinar eficiencia tecnológica con cercanía humana en la gestión del crédito. 	<ul style="list-style-type: none"> - La tecnología ha abierto nuevas oportunidades en el análisis crediticio. - El uso de Big Data permite trabajar con mayor cantidad de información. - Se logra entender mejor el comportamiento financiero de los clientes. - Cada vez es más común la colaboración entre bancos tradicionales y fintech. - Las fintech desarrollan soluciones técnicas que mejoran los procesos de evaluación de crédito. - Resultado: procesos más eficientes y precisos en la gestión del riesgo.

Fuente: Elaboración propia.

La integración de Big Data y las alianzas Fintech muestra cómo las instituciones de RD han logrado romper la barrera de la informalidad, creando nuevas formas de identidad financiera y ampliando la inclusión, de esta manera, estos enfoques revelan que la innovación tecnológica no sustituye la lógica social, sino que la potencia, pues, se construye a partir de datos cotidianos y es entonces que, la asesoría humana se fortalece con algoritmos, y la banca tradicional se expande gracias a la sinergia con el ecosistema Fintech.

Tabla 20

¿Qué impacto tienen los modelos de scoring más precisos en la capacidad de las instituciones para ofrecer tasas de interés más competitivas y ajustadas al riesgo real del microempresario?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Un sistema de evaluación (scoring) preciso permite cobrar lo justo por cada préstamo. - Diferencia con bancos tradicionales: <ul style="list-style-type: none"> - Al no conocer bien a trabajadores independientes, suelen aplicar tasas más altas para protegerse. - Al mejorar su sistema, elimina esa incertidumbre. - Beneficio: se bajan las tasas a clientes identificados como responsables y con buena capacidad de pago. - Ajustar intereses según riesgo real motiva a los microempresarios a organizarse mejor. - Estrategia positiva: atraer a los mejores clientes ofreciendo tasas más competitivas. 	<ul style="list-style-type: none"> - Tradicionalmente, los microcréditos sociales eran costosos porque requerían seguimiento constante de cada caso. - La tecnología permite automatizar gran parte del análisis sin perder el toque humano. - Esto genera ahorro en procesos y se traduce en beneficios directos para el cliente: condiciones y tasas más atractivas, incluso en situaciones difíciles. - Ajustar intereses según el riesgo real de cada persona permite premiar a clientas responsables y con buen respaldo. - El sistema identifica fortalezas que otros modelos suelen ignorar. - Se pueden ofrecer tasas especiales a quienes muestran comportamiento responsable, reconociendo su esfuerzo. 	<ul style="list-style-type: none"> - Un scoring más preciso permite medir el riesgo del cliente con mayor claridad. - Esto facilita ofrecer condiciones de crédito alineadas con el perfil de cada solicitante. - En muchos casos, se traduce en tasas de interés más competitivas para clientes con buen comportamiento financiero. - El ajuste individualizado de condiciones fomenta inclusión y premiar la responsabilidad.

Fuente: Elaboración propia.

Se confirma que la implementación de modelos de calificación avanzados en República Dominicana han transformado el microcrédito en un mecanismo mucho más accesible y competitivo, reduciendo las tasas elevadas que caracterizaban el sector, de esta forma, estos enfoques muestran que la información ha convertido en el verdadero capital del microcrédito dominicano: un recurso que abarata costos, fomenta la formalización y fortalece la inclusión financiera sin comprometer en ningún momento la estabilidad del sistema.

Tabla 21

Considerando que el 85% de los microcréditos carece de garantías reales, ¿qué avances regulatorios o de mercado visualiza usted para formalizar el uso de garantías reputacionales o solidarias en los modelos de evaluación de riesgo?

Banco especializado en microfinanzas líder	Banco de inclusión financiera y solidaridad	Banco múltiple del sistema financiero dominicano
<ul style="list-style-type: none"> - Gran desafío: que la buena reputación de un cliente deje de ser solo una opinión y tenga valor legal. - Propuesta: creación de un Buró de Reputación Comercial que registre no solo pagos de préstamos, sino también relaciones con proveedores y asociaciones de comerciantes. - Perspectiva legal: el historial de buen pago, incluso informal, debería servir para reducir el riesgo de un préstamo. - Argumento: si los sistemas demuestran con datos reales que un negocio establecido en su comunidad es tan seguro como una garantía física, la regulación debería permitir usar menos reservas de capital. 	<ul style="list-style-type: none"> - Visión de futuro: que las garantías sean más humanas, basadas en la palabra y el comportamiento. - Expectativa: que la Superintendencia de Bancos reconozca oficialmente la garantía solidaria (apoyo entre vecinos) como equivalente a una propiedad. - Propuesta: que la unión y responsabilidad de un grupo cuenten como respaldo real que reduzca el riesgo de impago. - Innovación tecnológica: uso de Blockchain para registrar de forma segura y digital los acuerdos de palabra o garantías morales. 	<p>En el caso del microcrédito muchas veces los clientes no cuentan con garantías tradicionales como propiedades o activos formales. Por eso se utilizan otras formas de respaldo como referencias comerciales o garantías solidarias. Actualmente también se habla bastante sobre la posibilidad de fortalecer el marco regulatorio para que este tipo de garantías tengan mayor reconocimiento dentro del sistema financiero.</p>

Fuente: Elaboración propia.

Se muestra un horizonte de transformación regulatoria donde la confianza y el capital social buscan ser reconocidos como activos económicos formales, es de esta forma que estas visiones apuntan a un cambio de modelo: pasar de un sistema legal únicamente centrado en activos tangibles a uno que reconozca el valor económico de la confianza y la cohesión social, y esto no solo ampliaría la base de inclusión, sino que también redefiniría la manera en que el riesgo se mide y se gestiona.

4. CONCLUSIONES Y DISCUSIÓN

4.1 Discusión de resultados

1. La reconceptualización del riesgo: del “colateral físico” al “colateral de comportamiento”.

Mientras la literatura tradicional (BIS, 2025) ve el riesgo de crédito como una métrica de solvencia estática, en RD se utiliza como una herramienta de movilidad, pues al integrar el pago de servicios y referencias de proveedores informales (Banco especializado en microfinanzas líder), este modelo mide el riesgo, y construye la identidad financiera del sujeto. Y aunque el Banco múltiple del sistema financiero dominicano apuesta por el *Big Data*, el éxito del Banco de inclusión financiera y solidaridad y Banco especializado en microfinanzas líder radica en lo que podríamos llamar *Thick Data* (datos profundos): variables cualitativas como la jefatura de hogar femenina, lo que demuestra que en microfinanzas regionales, la densidad del dato social es más predictiva que el volumen masivo de datos transaccionales vacíos de contexto.

2. La elasticidad del algoritmo frente a los ciclos económicos.

La revisión trimestral en RD (frente a la falta de reporte en otros países) sugiere que el *Credit Scoring* dominicano no es un “producto terminado”, sino un organismo vivo. Debido a esta capacidad de ajuste contingente ante crisis permite que las instituciones mantengan una mora baja (2-4%) incluso cuando el entorno macroeconómico es adverso, en relación a la tesis de Peña *et al.* (2025), sobre la necesidad de modelos predictivos dinámicos. Por otro lado, el uso de herramientas de diagnóstico como el PSI (*Population Stability Index*) permite a las instituciones detectar cuándo el perfil del microempresario ha cambiado por factores externos como la inflación, esto evita que el algoritmo “castigue” injustamente a sectores que están en proceso de adaptación.

3. La paradoja de la confidencialidad: ¿secreto comercial o barrera sistémica?

El análisis exhaustivo revela que la negativa reporta índices de Gini o AUC en la región no es falta de capacidad técnica, sino una estrategia de mercado. Sin embargo, esta opacidad genera una asimetría que impide la creación de un benchmark regional de eficiencia (Banco Mundial, 2024). Por otro lado, la propuesta de evolución hacia un Buró de Reputación Comercial y la

flexibilidad del Reglamento de Evaluación de Activos (REA), sugiere que la industria está lista para que el “buen nombre” sea un activo auditable. Esto transformaría el microcrédito de un acto de confianza institucional a un derecho ciudadano basado en la portabilidad de datos.

4. La antifragilidad del microcrédito social.

Un punto disruptivo en la comparación regional es la estabilidad del sector informal frente al formal. De manera tradicional se considera que a menor formalidad, mayor riesgo. Sin embargo, los resultados en RD muestran que el microempresario es más antifrágil; su capacidad de pivotar, cambiar de actividad económica rápidamente, esto lo hace más resiliente que el empleado formal ante recesiones. De esta forma, el enfoque "*High-Tech / High-Touch*" (Banco múltiple del sistema financiero dominicano) y la "Segunda Mirada" (Comités humanos) actúan como un sistema de seguridad algorítmica. El análisis profundo indica que el éxito dominicano no reside en reemplazar al humano con la IA, sino en usar la IA para filtrar el ruido y permitir que el experto se enfoque en los casos donde la palabra y el arraigo superan al dato estadístico.

5. Impacto en el costo del capital (tasa de interés).

Finalmente, la correlación entre el *scoring* avanzado y las tasas de interés del 20 al 30% en RD vs el 60 al 70% en México, demuestra que la información es el mejor colateral. La reducción de la “prima por incertidumbre” es el beneficio tangible de un modelo robusto. Si el banco sabe mediante el *score* que el cliente es responsable, no necesita cobrar una tasa excesiva para cubrir el riesgo de los malos pagadores. Esto posiciona a la República Dominicana como un referente de eficiencia operativa en la región.

4.2 Conclusiones

A partir del trabajo realizado y el análisis de la información recabada, se pueden extraer una serie de reflexiones que permiten comprender con mayor claridad el estado actual del *Credit Scoring* en el sistema microfinanciero dominicano.

1. Sobre los criterios y variables clave del Credit Scoring

Resulta particularmente revelador cómo el sistema dominicano ha logrado innovar, no tanto por la complejidad de sus fórmulas, sino por la forma en que sus variables se adaptan a los

distintos sectores económicos. Lejos de aplicar criterios homogéneos, los modelos analizados ajustan sus parámetros según la actividad específica del solicitante, reconociendo, por ejemplo, que la dinámica de un colmado no es la misma que la de un taller artesanal. Esta capacidad de discriminación sectorial permite que los datos informales, muchas veces percibidos como ruido, se transformen en información útil, enfocándose en indicadores de fidelidad y cumplimiento que solo una larga trayectoria institucional ha podido validar. En este sentido, el *Credit Scoring* local ha logrado algo más que aplicar matemática financiera: ha sabido traducir el capital social en criterios algorítmicos, donde el riesgo se mide, en esencia, por la voluntad y la capacidad real de pago de las personas.

2. Sobre el contraste de metodologías y desempeño predictivo

A lo largo de la investigación, llamó la atención una suerte de paradoja técnica: por un lado, existe un evidente hermetismo en torno a la divulgación de métricas como el índice de Gini o el AUC; por otro lado, se evidencia un alto nivel de precisión en el funcionamiento interno de los modelos. Pese a las reservas propias de la ventaja competitiva, el uso recurrente de herramientas como el Kolmogorov-Smirnov (KS) deja ver que el microcrédito dominicano ha alcanzado una madurez estadística considerable. Esto les permite a las entidades diferenciar con claridad entre buenos y malos sujetos de crédito, incluso cuando la información disponible es limitada. Gracias a ello, la banca local ha logrado reducir la prima por incertidumbre, ofreciendo tasas de interés competitivas que oscilan entre el 20 % y el 30 %, una diferencia significativa si se compara con mercados donde los sistemas de evaluación son menos dinámicos y las tasas pueden llegar hasta el 70 %. En conjunto, estos hallazgos apuntan a una gestión de riesgo que se desarrolla con estándares de nivel internacional.

3. Sobre la optimización y mejores prácticas para el modelo dominicano

Finalmente, mirando hacia adelante, el camino parece orientarse hacia la construcción de una identidad financiera propia, apoyada en tecnologías como el registro distribuido o Blockchain. Este tipo de herramientas ofrecen una oportunidad interesante: permitir que la reputación crediticia sea portátil, es decir, que el microempresario no quede atado a una sola institución, lo cual fomenta una competencia más sana entre entidades financieras, basada en el desempeño real del cliente.

Complementariamente, la combinación del análisis de grandes volúmenes de datos con la supervisión humana, lo que podría llamarse un enfoque de *High-Tech / High-Touch*, parece ser una apuesta equilibrada. De esta manera, la República Dominicana no solo consolida su posición como un mercado financiero sólido, sino que avanza hacia convertirse en un referente regional en la creación de modelos de riesgo que logran ser, al mismo tiempo, técnicamente precisos y socialmente responsables, en línea con los objetivos de inclusión financiera promovidos por organismos como el Banco Mundial (2024).

5. REFERENCIAS

- Acosta, J. (2015). *Impacto del Microcrédito en República Dominicana*. Eumed.
https://www.eumed.net/coursecon/ecolat/la/15/microcredito.html#google_vignette
- ADOPEM. (2026). *Informe de calificación*. Banco de Ahorro y Crédito ADOPEM, S.A.
https://moodyslocal.com.do/wp-content/uploads/2026/02/MLDO_Informe-PUBLICO-ADOPEM-04022026.pdf
- Arias, F. (2006). *El proyecto de investigación*. abacoenred. <https://abacoenred.org/wp-content/uploads/2019/02/El-proyecto-de-investigaci%C3%B3n-F.G.-Arias-2012-pdf-1.pdf>
- ASOFIN. (2022). *El Modelo latinoamericano de las microfinanzas*. Asociación de Organizaciones de Microfinanzas de Bolivia. <https://www.asofinbolivia.com/wp-content/uploads/2022/03/El-Modelo-latinoamericano-de-las-microfinanzas.pdf>
- Banco Compartamos. (2024). *Compartamos Banco informa ratificación de las calificaciones recibidas por FITCH Ratings*. Banco Compartamos.
<https://www.compartamos.com.mx/wcm/connect/0ba7c9a4-fc6f-42e4-80b1-80142eb6d831/Banco+Compartamos+FITCH.pdf?MOD=AJPERES>
- Banco de Pagos Internacionales. (2025). *Principios para la gestión del riesgo de crédito*. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d591.pdf>
- Banco Mundial. (2024). *Inclusión financiera*. Banco Mundial. Retrieved 11 1, 2025, from <https://www.bancomundial.org/es/topic/financiamiento/inclusion/overview>

- Beclever Corp. (2024). *Scoring Crediticio en América Latina*. Beclever Corp.
<https://beclevercorp.com/bancos/scoring-crediticio-en-america-latina/>
- Cahueñas, M. (2024). *Construcción de un modelo scoring de seguimiento para la cartera de microcrédito con redes neuronales en la Cooperativa de Ahorro y Crédito 23 de Julio Ltda.* BIBDIGITAL. <https://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/26176>
- Criollo, D. (2022). *Desarrollo de un modelo de score de organización de crédito para personas naturales del segmento de microcrédito para el banco Banecuador B.P.* [Tesis de maestría, Escuela Politécnica Nacional].
<https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/24522/1/CD%2013424.pdf>
- Delgado, D., Pilaloe, W., Holguin, B., & Cali, K. (2023). *Diagnóstico Foda como Elemento de Planeación Estratégica de Negocios de Producción de Cacao Ccn51 en el Triunfo, Guayas, Ecuador*. Espol.
<https://www.revistas.espol.edu.ec/index.php/compendium/article/view/1172/1021>
- Fitch Ratings. (2024). *Fitch Afirma Calificaciones Nacionales de BHD en 'AA+(dom)' y 'F1+(dom)'; Perspectiva Estable*. Fitch Ratings.
<https://www.fitchratings.com/research/es/banks/fitch-affirms-national-ratings-of-bhd-at-aa-dom-f1-dom-outlook-stable-22-07-2024>
- Gorosabel, L. (2023). *Modelos de predicción de scoring crediticio utilizando algoritmos cost-sensitive de machine learning y datos alternativos*.
<https://repositorio.utdt.edu/server/api/core/bitstreams/6e356eb4-f219-4273-b54f-48766aca47bf/content>

Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación*.

Apiperiodico.

https://apiperiodico.jalisco.gob.mx/api/sites/periodicooficial.jalisco.gob.mx/files/metodologia_de_la_investigacion_-_roberto_hernandez_sampieri.pdf

Mielgo, L. (2024). *Análisis comparativo de técnicas de machine learning en modelos de riesgo de crédito*. Universidad Pontificia Comilla.

<https://repositorio.comillas.edu/xmlui/bitstream/handle/11531/89981/ANALISIS%20COMPARATIVO%20DE%20TECNICAS%20DE%20MACHINE%20LEARNING%20EN%20MODELOS%20DE%20RIESGO%20DE%20CREDITO.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Montalván, C. (2019). *Credit scoring, aplicando técnicas de regresión logística y redes neuronales, para una cartera de microcrédito*. UASB-Digital.

<https://repositorio.uasb.edu.ec/handle/10644/6872>

Peña, C., Zelaya, J., & Cosi, E. (2025). *Modelos predictivos en el análisis de riesgo crediticio*.

Atena Editora. <https://doi.org/10.22533/at.ed.876122508041>

Puello, Y. (2019). *Inclusión Financiera En República Dominicana*. CEPAL.

https://www.cepal.org/sites/default/files/presentations/inclusion_financiera_bcrd.pdf

Revuelta, R. (2020). *Modelos de Credit Scoring: Propuesta y aplicación al caso Imaginarium*.

Universidad de Zaragoza. <https://zaguan.unizar.es/record/101903/files/TAZ-TFG-2020-1716.pdf?version=1>

Rojas, A. (2024). *Cultura Financiera y su influencia con la morosidad en usuarios de préstamo comercial Mi Banco, en Nueva Cajamarca, periodo 2022*. [Tesis de grado, Universidad Nacional Agraria de La Selva] Repositorio institucional.

<https://repositorio.unas.edu.pe/server/api/core/bitstreams/e6ce6f30-13a0-4421-99e5-43f9afb6a6bf/content>

Superintendencia de Bancos. (2025). *Aumenta a 65% la población mayor de 15 años con cuentas bancarias en RD*. Superintendencia de Bancos. <https://sb.gob.do/prensa/aumenta-a-65-la-poblacion-mayor-de-15-anos-con-cuentas-bancarias-en-rd/>

Superintendencia de Bancos de República Dominicana. (2020). *Inclusión financiera en la República Dominicana*. Superintendencia de Bancos de República Dominicana.

<https://sb.gob.do/media/qnub0cfh/la-inclusion-financiera-en-republica-dominicana.pdf>

Tamara, A., Trujillo, K., & Mosquera, V. (2022). *Implementación de un modelo score para el otorgamiento en una cartera de microcrédito*. Dialnet.

<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8913734>

Women's World Banking. (2006). *Calificación automatizada del crédito en las Microfinanzas*.

Women's World Banking. https://www.womensworldbanking.org/wp-content/uploads/imported/pdf/spanish/credit_scoring_in_microfinance_s.pdf

6. ANEXOS

1. Instrumento de recolección de datos

Instrumento de Recolección de Datos: Ficha Estructurada Comparativa de Modelos de Riesgo

Propósito: Cuantificar variables y métricas de desempeño de los modelos de Credit Scoring y el contexto institucional asociado, en línea con el enfoque metodológico de la tesis.

Sección A: Identificación de la Fuente y Contexto

Ítem	Indicador de Identificación	Tipo de Dato	Respuesta
A.1	Entidad o país de origen.	Nominal	
A.2	Nombre de la Institución o Título del Estudio (Fuente Documental).	Nominal	
A.3	Año de la publicación o del periodo de datos.	Razón (Año)	

Variable 1: Modelos de Score para Microcréditos

Dimensión I: Variables de Entrada y Metodología

Esta sección captura los aspectos estructurales del modelo.

Ítem	Pregunta (Indicador)	Tipo de Dato / Escala	Respuesta Cuantificable
B.1	¿Cuál es el número total de variables predictivas utilizadas en la construcción del modelo de score?	Razón (Cantidad)	
B.2	¿Cuál es la frecuencia de recalibración (actualización) del modelo reportada por la entidad (en meses)?	Razón (Meses)	

Dimensión II: Desempeño y Resultados

Esta sección captura las métricas de eficiencia y poder predictivo del modelo.

Ítem	Pregunta (Indicador)	Tipo de Dato / Escala	Respuesta Cuantificable

B.3	¿Cuál es el valor del Índice de Gini (o AUC/ROC) reportado para medir el poder predictivo del modelo?	Razón (0 a 100% o 0 a 1)	
B.4	¿Cuál es la Tasa de Morosidad Bruta de la cartera asociada al modelo (en porcentaje)?	Razón (%)	
B.5	¿Cuál es el Porcentaje de Acierto en la clasificación (buenos/malos clientes) que alcanza el modelo?	Razón (%)	

Variable 2: Entidades de Microcréditos en RD y América Latina

Dimensión I: Contexto Operacional

Esta sección captura las características del entorno institucional.

Ítem	Pregunta (Indicador)	Tipo de Dato / Escala	Respuesta Cuantificable
C.1	¿Cuál es el Volumen de Cartera de Microcrédito de la entidad (en USD o equivalente, si es reportado)?	Razón (Monetaria - USD)	
C.2	¿Cuál es la Antigüedad de la Institución operando en el sector microfinanciero (en años)?	Razón (Años)	
C.3	¿Cuál es el Nivel de Inclusión de Tecnología (Fintech) en los procesos de crédito? (Codificar la descripción)	Ordinal (1: Bajo; 2: Medio; 3: Alto)	

Dimensión II: Marco Regulatorio y Prácticas

Esta sección evalúa las políticas de riesgo y precio de la entidad.

Ítem	Pregunta (Indicador)	Tipo de Dato / Escala	Respuesta Cuantificable
C.4	¿Cuál es la Tasa de Interés Promedio de la cartera de microcrédito de la entidad (en porcentaje anual)?	Razón (%)	
C.5	¿La entidad o el modelo reporta el Uso de Garantías No Tradicionales (ej. solidarias, grupales o móviles)?	Nominal (Sí/No)	

Guion de Entrevista para la Presidencia de la ABA

Tema de investigación: Comparación de modelos de Credit Scoring utilizados por instituciones microfinancieras de RD y la región.

Objetivo de la entrevista: Realizar una comparación rigurosa de los modelos de Credit Scoring de instituciones líderes para proponer mejoras en el sistema financiero de la República Dominicana y fomentar la inclusión financiera responsable.

Datos del entrevistado: _____

Institución: _____

Cargo: _____

Tiempo en el cargo: _____

Variable 1: Modelos de Credit Scoring para Microcréditos

1. Desde su perspectiva institucional, ¿cuáles considera que son las variables no convencionales (sociodemográficas o conductuales) que han demostrado mayor peso relativo en la reducción de la asimetría de información en el mercado dominicano?
2. Dada la volatilidad económica actual y el comportamiento del flujo de caja en microemprendimientos, ¿cada cuánto tiempo estima que las instituciones deben actualizar sus algoritmos de scoring para no perder capacidad predictiva?
3. En términos de eficiencia estadística, ¿cuál es el estándar o rango de precisión (Gini/AUC) que la banca múltiple considera aceptable para validar la robustez de un modelo de scoring destinado a segmentos de difícil evaluación?
4. Según la data del sector, ¿cómo ha influido la implementación de modelos predictivos avanzados en el diferencial de la tasa de morosidad entre el microcrédito y la banca comercial tradicional?
5. ¿De qué manera la ABA monitorea que el porcentaje de acierto en la clasificación de clientes esté alineado con los objetivos de sostenibilidad financiera y reducción del riesgo sistémico?

Variable 2: Entidades de Microcréditos en RD y América Latina

6. ¿Cómo proyecta la ABA el crecimiento del volumen de cartera de microcrédito en comparación con los líderes regionales (como Perú o Bolivia) considerando las actuales condiciones de liquidez?
7. En su experiencia, ¿cómo influye la curva de aprendizaje y la experiencia histórica de una institución en el perfeccionamiento de sus modelos de riesgo específicos para microcrédito?
8. ¿Cuál es la postura de la asociación frente a la integración de herramientas Fintech y Big Data en los modelos de scoring para alcanzar ese 44% de la población adulta que aún permanece fuera del sistema formal?
9. ¿Qué impacto tienen los modelos de scoring más precisos en la capacidad de las instituciones para ofrecer tasas de interés más competitivas y ajustadas al riesgo real del microempresario?
10. Considerando que el 85% de los microcréditos carece de garantías reales, ¿qué avances regulatorios o de mercado visualiza usted para formalizar el uso de garantías reputacionales o solidarias en los modelos de evaluación de riesgo?

✓ iThenticate

Comparación de modelos de Credit Scoring utilizados por instituciones microfinancieras de RD y la región.docx

Similitud 4% Secciones personalizadas Marcas de alerta

Comparación de modelos de Credit Scoring utilizados por instituciones microfinancieras de RD y la región.

Sustentante(s):
Marianny Vanessa Delgado De Jesús
Fancisca Marienny Peralta Paredes

4% Similitud general

Fuentes

Mostrar las fuentes subsecuentes

- 1 Internet
www.coursehero.com +1%
- 2 Internet
repositorio.uae.edu.ar +1%
- 3 Internet
idoc.pub +1%
- 4 Internet
repositorio.uv.edu.pe +1%
- 5 Internet
www.researchgate.net +1%
- 6 Internet
docplayer.es +1%
- 7 Internet
www.fndi.gov.bo +1%
- 8 Internet
www.slideshare.net +1%

Citiprogram



Completion Date 30-Sep-2025
Expiration Date 30-Sep-2027
Record ID 72104967

This is to certify that:

MARIANNY DELGADO

Has completed the following CITI Program course:

Not valid for renewal of
certification through CME.

Human Subject Research Spanish
(Curriculum Group)
Curso de Ética en la Investigación para Estudiantes
(Course Learner Group)
1 - Basic Course
(Stage)

Under requirements set by:

Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra (Santo Domingo- República Dominicana)

CITI

Training Initiative
101 NE 3rd Avenue, Suite 320
Fort Lauderdale, FL 33301 US
www.citiprogram.org

Generated on 30-Sep-2025. Verify at www.citiprogram.org/verify/?w79bf0b00-3740-481b-9a6f-dc6c1fe4f6e7-72104967



Completion Date 04-Apr-2026
Expiration Date 04-Apr-2028
Record ID 76329285

This is to certify that:

Francisca Marienny Peralta Paredes

Has completed the following CITI Program course:

Not valid for renewal of certification through CME.

Human Subject Research Spanish
(Curriculum Group)
Curso de Ética en la Investigación para Estudiantes
(Course Learner Group)
1 - Basic Course
(Stage)

Under requirements set by:

Pontificia Universidad Católica Madre y Maestra (Santo Domingo- República Dominicana)



Training Initiative
101 NE 3rd Avenue, Suite 320
Fort Lauderdale, FL 33301 US
www.citiprogram.org

Generated on 04-Apr-2026. Verify at www.citiprogram.org/verify/?w95c9efea-19e5-47cf-8cf0-3a3d23a5c7e5-76329285