

**UNIVERSIDAD CATÓLICA SANTO TORIBIO DE MOGROVEJO**  
**FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES**  
**ESCUELA DE CONTABILIDAD**



**Estrategias para gestión de riesgo del crédito financiero, análisis de modelos  
y herramientas en Perú, Colombia y Ecuador al 2024**

**TESIS PARA OPTAR EL TÍTULO DE  
CONTADOR PÚBLICO**

**AUTOR**

**Flor Alarcon Bustamante**

**ASESOR**

**Cecilia del Rosario Alayo Palomino**

<https://orcid.org/0000-0001-6874-6317>

**Chiclayo, 2026**

**Estrategias para gestión de riesgo del crédito financiero, análisis de  
modelos y herramientas en Perú, Colombia y Ecuador al 2024**

PRESENTADA POR  
**Flor Alarcon Bustamante**

A la Facultad de Ciencias Empresariales de la  
Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo  
para optar el título de

**CONTADOR PÚBLICO**

APROBADA POR

Nora Alicia Mechato Tello  
PRESIDENTE

Betty Liliana de los Milagros Vergara Wekselman  
SECRETARIO

Cecilia del Rosario Alayo Palomino  
VOCAL

## **Dedicatoria**

A Dios, por darme fuerza y sabiduría, por estar conmigo en cada paso y darme paz en los momentos más complicados.

A mis padres, por ser mi apoyo incondicional en cada momento de mi carrera. Gracias por enseñarme, por creer en mí y por acompañarme. Cada logro mío está acompañado de su esfuerzo. Esta tesis es el resultado de su ejemplo y enseñanzas.

A Rolando, por darme risas, paciencia y apoyo en los días más difíciles. Gracias por escuchar mis quejas, desvelarte y creer en mi cuando me quería dar por vencida. Tu compañía hizo que los momentos fueran menos pesados y más bonitos.

## **Agradecimientos**

Expreso mi más sincero y profundo agradecimiento a mi asesora de tesis, Mg. Cecilia Alayo Palomino, por su guía y paciencia a lo largo de esta investigación. Sus críticas, siempre constructivas, han sido ideales en cada etapa de esta tesis.

Mi gratitud se extiende igualmente a mis docentes Flor Beltrán y Rosita Campos, cuya enseñanza fue fundamental para mejorar, clase a clase, el enfoque de este trabajo.

Agradezco con todo mi corazón, a mi familia. A mis padres, Ana y Abraham, por su amor incondicional y por enseñarme que todo esfuerzo tiene su recompensa. A mi pareja, Rolando, por ser mi apoyo emocional, mi confidente y mi motivación. A mi mascota, Thomas, por pasar cada amanecida a mis pies, mientras desarrollaba esta investigación.

Este logro es tan suyo como mío.

# Estrategias para gestión de riesgo del crédito financiero, análisis de modelos y herramientas en Perú, Colombia y Ecuador al 2024

## INFORME DE ORIGINALIDAD

<b>15%</b>	<b>14%</b>	<b>5%</b>	<b>4%</b>
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

## FUENTES PRIMARIAS

<b>1</b>	Submitted to Universidad Católica Santo Toribio de Mogrovejo Trabajo del estudiante	<b>1%</b>
<b>2</b>	hdl.handle.net Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>3</b>	www.coursehero.com Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>4</b>	repositorio.puce.edu.ec Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>5</b>	Submitted to Universidad Señor de Sipan Trabajo del estudiante	<b>1%</b>
<b>6</b>	repositorio.ucv.edu.pe Fuente de Internet	<b>1%</b>
<b>7</b>	tesis.usat.edu.pe Fuente de Internet	<b>&lt;1%</b>
<b>8</b>	repositorio.uti.edu.ec Fuente de Internet	<b>&lt;1%</b>

## Índice

Resumen .....	6
Abstract .....	7
Introducción .....	8
Revisión de literatura .....	10
Materiales y métodos .....	14
Resultados y discusión .....	18
Conclusiones .....	28
Recomendaciones.....	29
Referencias .....	30
Anexos.....	33

## Resumen

La presente investigación tuvo como objetivo principal identificar estrategias en base a los modelos para la gestión de riesgo del crédito financiero en Perú, Ecuador y Colombia al 2024. El estudio utilizó una metodología cualitativa, de tipo aplicada, bajo un diseño no experimental de corte longitudinal con un muestreo no probabilístico, usando el análisis documental para cada artículo científico. La muestra consistió en 25 artículos científicos recopilados de plataformas como Redalyc, Scopus, Scielo, etc., pertenecientes al periodo 2018 al 2024, de los países Perú, Ecuador y Colombia. De acuerdo con lo mencionado, los resultados presentan diferencias en los tipos de crédito ofrecidos, lo cual influye directamente en los modelos de gestión de riesgo aplicados. Colombia lidera la adopción de herramientas avanzadas como machine learning y Basilea III, logrando una precisión predictiva del 88.29% en la evaluación de riesgo crediticio. Perú evidencia un avance gradual en la implementación de modelos que combinan métodos tradicionales con inteligencia artificial, aunque existe diferencia entre entidades financieras grandes y pequeñas, la efectividad se reflejó en los indicadores de morosidad, donde se registró 8.50%. Ecuador, por su parte, mantiene un enfoque tradicional con una implementación limitada de modelos avanzados, siendo vulnerable ante crisis como la pandemia, con efectividad intermedia. La efectividad estuvo influenciada por las estrategias de gestión aplicadas.

**Palabras clave:** Gestión de riesgo, crédito financiero, modelos de gestión, herramientas de gestión, morosidad.

## Abstract

The main objective of this research was to identify strategies based on models for financial credit risk management in Peru, Ecuador, and Colombia by 2024. The study used a qualitative, applied methodology, under a non-experimental longitudinal design with non-probabilistic sampling, using documentary analysis for each scientific article. The sample consisted of 25 scientific articles compiled from platforms such as Redalyc, Scopus, Scielo, etc., belonging to the period 2018 to 2024, from Peru, Ecuador, and Colombia. According to this, the results show differences in the types of credit offered, which directly influences the risk management models applied. Colombia leads the adoption of advanced tools such as machine learning and Basel III, achieving a predictive accuracy of 88.29% in credit risk assessment. Peru is showing gradual progress in the implementation of models that combine traditional methods with artificial intelligence. Although there is a difference between large and small financial institutions, the effectiveness was reflected in the delinquency rate, which was 8.50%. Ecuador, for its part, maintains a traditional approach with limited implementation of advanced models, making it vulnerable to crises such as the pandemic, with intermediate effectiveness. The effectiveness was influenced by the management strategies applied.

**Keywords:** Risk management, financial credit, management models, management tools, delinquency.

## Introducción

La gestión del riesgo crediticio constituye un reto fundamental para las instituciones financieras en Sudamérica, especialmente en un entorno caracterizado por la inestabilidad económica y los continuos cambios en la regulación. Entre 2018 y 2024, la región ha enfrentado desafíos significativos, como el aumento de la morosidad, la incobrabilidad y la ausencia de estrategias efectivas para la mitigación de riesgos, lo que ha afectado la estabilidad financiera de bancos, cooperativas y empresas de servicios. A pesar de contar con modelos y herramientas avanzadas para la gestión de riesgos, su implementación ha sido desigual, resultando en variaciones en los resultados entre los diferentes países. Esta investigación analiza cómo se han aplicado modelos de gestión de riesgo, así como herramientas tecnológicas y manuales, en Perú, Colombia y Ecuador, con el fin de identificar brechas y oportunidades para mejorar su efectividad en el ámbito crediticio.

La investigación es importante porque se fundamenta en tres pilares esenciales. Primero, desde una perspectiva económica, la morosidad crediticia impacta directamente la liquidez y rentabilidad de las instituciones financieras, repercutiendo en el crecimiento económico de la región. En segundo lugar, desde el ámbito académico, esta investigación enriquece la literatura existente al comparar modelos utilizados en diferentes países, como la aplicación de inteligencia artificial en Colombia o el enfoque CAMEL en Ecuador. Por último, en el contexto práctico, el estudio ofrece estrategias basadas en evidencia para mejorar la gestión del riesgo, permitiendo a las instituciones minimizar pérdidas.

A nivel internacional, se han implementado diversas estrategias para abordar el riesgo crediticio. En Ecuador, por ejemplo, el modelo CAMEL ha sido adaptado para medir riesgos sistemáticos, como lo demuestra Orellana et al. (2019). Por otro lado, en Colombia, las técnicas de inteligencia artificial han revolucionado la predicción de morosidad, alcanzando altos niveles de precisión. A nivel nacional, en Perú, estudios como el de Hinostroza (2021) han destacado la correlación entre una gestión crediticia deficiente y el aumento de la morosidad, mientras que Ávila, J. et al. (2019) validaron el modelo credit scoring en empresas locales, demostrando una efectividad del 81.8% en la evaluación de clientes.

La gestión del riesgo crediticio enfrenta un escenario complejo marcado por factores cambiantes y la falta de estandarización en la aplicación de modelos y herramientas de gestión. Los países en cuestión evidencian desafíos comunes, como la informalidad económica que limita el acceso a datos confiables de prestatarios, entornos regulatorios inconsistentes y una cultura financiera que no prioriza la evaluación sistemática de riesgos. En Perú, por ejemplo, la dependencia de modelos tradicionales y la inadecuada evaluación crediticia han generado tasas

de morosidad superiores a los límites permitidos, mientras que, en Colombia, a pesar de avances con inteligencia artificial, persisten brechas en la adopción de tecnologías. Esta situación se agrava por la inestabilidad política y económica regional, que incrementa la incertidumbre para las instituciones financieras. Frente a este panorama, surge la pregunta central de investigación: ¿Qué estrategias basadas en modelos y herramientas permiten gestionar el riesgo del crédito financiero en Perú, Colombia y Ecuador durante el periodo 2018-2024?

Para abordar este problema, el estudio se sustenta en un marco teórico que incluye las teorías de gestión de riesgo, como la definición de Andersen (citado por Bird y Germain, 1991), así como en modelos clave como CAMEL, KMV, Logit y Credit Scoring. Estos modelos permiten medir riesgos tanto sistemáticos como no sistemáticos, proporcionando un marco analítico sólido para la investigación. De igual forma, se describen las herramientas como machine learning, 5C del crédito y Basilea III.

Los antecedentes de la investigación revelan contribuciones importantes en el campo, como Hinostroza (2021) que exploró la relación entre gestión crediticia y morosidad en Perú, mientras que Borrero & Bedoya (2020) demostraron la efectividad de la inteligencia artificial en la predicción de morosidad en Colombia, por su parte Rivera et al. (2021) propusieron estrategias que redujeron la morosidad en un 0.13%, mostrando el potencial de las intervenciones basadas en evidencia.

La investigación identificó cuatro tipos principales de crédito financiero en Perú, Colombia y Ecuador, observando variaciones significativas en las tasas de morosidad entre dichos países, se identificaron, posteriormente se analizaron los modelos y herramientas de gestión de riesgo más utilizados en los mismos, se diseñaron políticas y procedimientos basados en casos exitosos. Estos hallazgos buscan convertirse en un referente para la toma de decisiones en el ámbito crediticio, combinando evidencia teórica y práctica para promover la estabilidad financiera en la región.

## Revisión de literatura

### Antecedentes

La base para disminuir potencialmente un riesgo, es conocerlo, lo mismo sucede en la parte financiera, donde se pretende gestionar el riesgo a través de modelos planteados según las necesidades o condiciones que se tengan.

Hinostroza (2021) determina la incidencia que existe entre la gestión de crédito y la morosidad por parte de los clientes que obtuvieron el mismo, con un método descriptivo transversal con enfoque cuantitativo, en su investigación, determina que existe una estrecha relación entre las variables y lo relaciona con el manejo inadecuado del protocolo de créditos.

Herrera (2022) la morosidad y la incobrabilidad de los créditos son consecuencia de la falta de políticas y procedimientos de crédito adecuados, tuvieron como objetivo determinar las estrategias de gestión de riesgo crediticio, así que mediante una metodología cualitativa con entrevistas a una muestra de 4 empresas, por lo que propone un Modelo de matriz de riesgo de la gestión del área de créditos, poniendo en práctica ello, obteniendo como resultado favorable la disminución en el riesgo del crédito al mejorar la evaluación de los clientes.

Valarezo et al. (2024) analizan en su investigación, los efectos de no realizar una adecuada gestión del riesgo de crédito en instituciones financieras, a su vez, el aumento de la morosidad originado por la falta de recursos para implementar sistemas, el bajo crecimiento empresarial y la pandemia Covid – 19, todo ello siguiendo una metodología cuantitativa.

Ávila & Gutiérrez (2019) se enfocaron en analizar la aplicación de los acuerdos de Basilea III para menguar el riesgo del crédito financiero, a su vez, calificando clientes y permitiéndose alertas tempranas de detección, a través de una metodología cualitativa.

Lapo et al. (2021) en su investigación, incitan a la mejora de las prácticas de administración de riesgos puesto que, eso influyen en las decisiones de estructura de capital, lo que aumentaría la rentabilidad, el valor y el crecimiento de forma competitiva. En otras palabras, en los bancos ecuatorianos, la estructura de capital es influenciada por el riesgo de crédito en su gran mayoría.

Borrero & Bedoya (2020) también se enfocan en el análisis predictivo de clientes que mantengan una deuda y puedan incurrir en mora. Los modelos están basados en inteligencia artificial y algoritmos, hacen alusión a árboles de decisión y máquinas de soporte vectorial. Los modelos funcionan correctamente en un 88.29% y permiten tomar decisiones anticipadas antes de un atraso en los pagos de los créditos, a través de una metodología cuantitativa.

Rivera et al. (2021), proponen un diseño para estrategias en la gestión de riesgo crediticio que disminuyó el mismo en un 0.13% efectivo la morosidad, con una metodología cuantitativa, sin embargo, aún se necesitan políticas que ayuden a disminuir dichos índices.

## Bases teórico-científicas

### **Gestión del riesgo**

Se entiende por las acciones que un personal del área realiza para adquirir los productos. Sin embargo, existen ineficiencias al momento de adquirir los bienes debido que las empresas no utilizan mecanismos para realizar de la mejor manera, asimismo no depende del proveedor, ni del producto sino de la gestión de la organización. En el ámbito financiero, son las actividades que involucran incertidumbre y que pueden tener consecuencias negativas para la entidad, hablando financieramente. Debido a su relación con la rentabilidad, es crucial evaluar el riesgo antes de realizar una inversión. La gestión de riesgo, según Heads (1990), está definida como un proceso de planear, organizar, dirigir y supervisar los elementos y labores de una empresa con la finalidad de minimizar los efectos negativos de pérdidas imprevistas, buscando hacerlo al menor costo posible. De acuerdo con Andersen, citado por Bird y Germain (1991), es el procedimiento enfocado en la identificación, análisis y gestión económica de los riesgos que podrían impactar los activos o la rentabilidad de una entidad.

#### *Modelos*

##### *Método de identificación de riesgo CAMEL*

Sistema de evaluación de entidades financieras que es utilizado por estas organizaciones como un criterio que puede alertar financieramente a través de la supervisión, y que permite cuantificar el riesgo a nivel global a través del análisis de cinco elementos, donde se examinan 20 indicadores (Asobancaria, 2024)

##### *Modelo KMV*

Basado en el modelo Merton (Saavedra & Saavedra, 2018) analiza el comportamiento de crédito ya que estima la probabilidad de no cumplimiento entre los activos y los pasivos. Asimismo, evalúa las opciones referidas a las obligaciones corporativas.

##### *Modelo Logit*

Se encarga de calcular la probabilidad de formar parte del grupo pagador o no pagador. Para ello, se analiza el comportamiento de las variables independientes de cada observación (Rayo et al., 2010).

##### *Modelo Credit Scoring*

Modelo de evaluación de riesgo crediticio (Falcón, 2008) que busca automatizar la decisión de aprobar o denegar un crédito, basándose en un conjunto de variables clave, permite agilizar el proceso de gestión crediticia al asignar una puntuación que refleja la solvencia del solicitante, sin requerir necesariamente información histórica previa sobre el cliente. Su eficacia depende principalmente de la calidad del algoritmo empleado y de un sistema de análisis de datos.

## *Herramientas*

### *Machine learning*

El Machine Learning forma parte de la Inteligencia Artificial (Management Solutions, 2018), siendo este un método analítico que detecta de forma automática ciertos patrones en los datos generando predicciones que faciliten las decisiones con incertidumbre.

### *5C del crédito*

Las 5C del crédito se definen (Madrigal et al., 2017) como todos aquellos factores que son utilizados por las instituciones financieras al momento de analizar una solicitud de crédito. El nombre proviene de los factores que se analizan: capacidad, carácter, colateral, capacidad y condiciones.

### *Basilea III*

Basilea III, se puede describir como un conjunto de reformas internacionales diseñadas por el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea para fortalecer la regulación, supervisión y gestión de riesgos en el sector bancario (Banco de Pagos Internacionales, 2017). Estas medidas surgieron con el propósito de aumentar la estabilidad y resiliencia del sistema financiero. Basilea III establece estándares mínimos globales que abarcan aspectos como la calidad y cantidad del capital bancario, la gestión de riesgos de crédito, mercado y operacional, el control del apalancamiento, los riesgos de liquidez y la reducción de riesgos.

## **Crédito financiero**

Es el conjunto de créditos y financiamientos concedidos a los clientes. El crédito financiero se define como un préstamo de capital que una entidad financiera concede a un cliente, con el compromiso de que en el futuro, el cliente restituya dicho préstamo de manera gradual (a través del pago de cuotas) o en un solo desembolso, y con un interés adicional que compensa a la entidad por el tiempo que no dispuso de esos fondos. (Cisneros, 2023).

### Tipos de crédito financiero

#### Crédito comercial

Según Gitman & Zutter (2012), este crédito surge de forma espontánea a partir de los intercambios existentes y sirve como financiamiento a corto plazo para PYMES.

### Crédito de consumo

Según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025), este crédito es un tipo de financiamiento en la que se tiene que devolver el importe que se utilice y pagar los intereses correspondientes, asimismo la comisión del banco y todos los gastos que incluya el contrato.

### Crédito hipotecario

Según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025), estos créditos se otorgan a personas naturales para que estas puedan adquirir, construir, ampliar, mejorar y/o remodelar el lugar donde viven, sin embargo, dichos créditos deben estar garantizados con hipotecas las cuales se inscriben a favor de la empresa perteneciente al sistema financiero.

### Microcrédito

Según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025), estos créditos se usan para financiar actividades relacionadas a la producción, comercialización o servicios, se otorga a personas naturales o jurídicas, sin embargo, estas no deben tener endeudamiento mayor a S/20 mil en el último medio año.

## **Materiales y métodos**

El enfoque de esta investigación fue cualitativo, porque tuvo una exploración profunda sobre los modelos y herramientas de gestión de riesgo del crédito financiero. El tipo fue básico porque generó conocimiento contribuyendo a los modelos y herramientas que ya existen y el nivel para su aplicación fue exploratorio porque las variables no sufrieron ningún cambio. La investigación fue de diseño no experimental longitudinal, porque se analizó todo lo relacionado al periodo 2018 al 2024. Según Lozada y Yangali (2022), indicaron que una investigación cualitativa cuenta con respaldo bibliográfico actualizado y pertinente, lo cual debe ser pertinente con la pregunta, los objetivos y el marco teórico de la investigación, además Ramos (2020) explicó que en este nivel no es viable formular una hipótesis, ya que aún no se dispone de la información suficiente para hacer proyecciones.

La población se define como el conjunto de elementos observados que serán considerados en la investigación. Por lo que, en la presente estuvo conformada por 25 artículos científicos, siendo de igual tamaño la muestra a analizar. El tipo de muestreo que se usó es no probabilístico, además los artículos fueron seleccionados en base a criterios dados en el siguiente punto, más ningún otro artículo considerado de forma distinta. Los artículos elegidos siguieron criterios de inclusión como el periodo que comprenden, es decir, todos ellos fueron desde el año 2018 al 2024. Además, todos respondieron a un carácter científico, siendo escogidos de bases de datos como Scopus, Dialnet, Scielo, etc. Incluso todos ellos coincidieron en analizar entidades financieras, cooperativas de ahorro y crédito y empresas de servicios. Por otro lado, los criterios de exclusión que se siguieron fueron aquellos que se encontraron fuera del periodo fijado, es decir antes del 2018, a su vez, se excluyeron las entidades pertenecientes al sistema no financiero.

La investigación se realizó utilizando la técnica de análisis documental, ya que se revisaron fuentes de relevancia para obtener la información actualizada sobre los modelos y herramientas de gestión de riesgo en los países Perú, Colombia y Ecuador, cada uno fue validado por su respectivo instrumento, el cual fue la ficha documental, este es el que permitió ordenar la información de forma eficaz y otorgó credibilidad al origen de las fuentes, asimismo dio lugar a una fácil interpretación cualitativa de la gestión de riesgo del crédito financiero en los periodos del 2018 al 2024.

Mediante análisis documental, para la identificación de las formas de crédito se realizó un análisis detallado de lo que otorgan las entidades del Sistema Financiero, además se recopiló información de entidades de Perú, Ecuador y Colombia a través de los tipos de crédito que estos

aplican. A continuación, se analizaron los modelos y herramientas de gestión de riesgo que usaron los países para los tipos de crédito financiero a través de un cuadro comparativo que mostró la correlación que tienen con el país en el que se aplican, además de analizar los resultados que tiene la aplicación de dichos modelos y herramientas. Por último, se identificaron las estrategias que podrán aplicar los países para decidir qué modelos y herramientas son los más idóneos a aplicar. Acotando que se usó la misma técnica para toda la investigación y el Excel como medio de apoyo para los cuadros.

Las consideraciones éticas son esenciales, ya que garantizan la integridad y la credibilidad de este. La originalidad es un principio fundamental es promovido, el cual va a asegurar que las ideas y aportes son genuinos. De igual manera, se promueven los derechos del autor, lo que implica citar adecuadamente todas las fuentes que se han consultado al final de la investigación. Además, es importante precisar patentes y derechos de uso en el caso de herramientas o modelos analizados, para evitar la apropiación indebida de propiedad intelectual. Es por ello, que se fomenta un entorno de confianza y respeto en la comunidad académica al considerar estos cumplimientos éticos, asimismo se contribuye al avance del conocimiento de manera responsable y sostenible.

**Tabla 1***Operacionalización de variables*

<b>Tema</b>	<b>Variable</b>	<b>Dimensiones</b>	<b>Indicadores</b>	<b>Objetivos específicos</b>	
Gestión de riesgo del crédito financiero, análisis de modelos y herramientas en Perú, Colombia y Ecuador del 2018 – 2024	Gestión de riesgo	Modelos	Método de identificación de riesgo CAMEL	* Analizar los modelos y herramientas de gestión de riesgo que usan los países para los tipos de créditos financieros. * Analizar el resultado de la gestión de riesgo de los modelos en la situación de los créditos financieros en Perú, Ecuador y Colombia	
			Modelo KMV		
			Modelo Logit		
			Modelo Scoring Crediticio		
			Machine Learning		
	Crédito financiero	Reconocimiento	Herramientas	5C del crédito	* Identificar las formas de crédito financiero que ofrecen Perú, Ecuador y Colombia. * Comparar políticas y procedimientos para las estrategias aplicadas a los modelos de gestión de riesgos de crédito financieros.
				Basilea III	
				Crédito Comercial	
				Crédito de consumo	
				Crédito hipotecario	
			Microcrédito		

*Nota.* Esta tabla muestra la operacionalización de las variables estudiadas, describiendo sus dimensiones, indicadores y objetivos relacionados.

**Tabla 2***Matriz de consistencia*

<b>Problema principal</b>	<b>Objetivo Principal</b>	<b>Hipótesis</b>	<b>Variables</b>																					
¿Qué estrategias basadas en modelos y herramientas permiten gestionar el riesgo del crédito financiero en Perú, Colombia y Ecuador durante el periodo 2018 – 2024?	Identificar estrategias en base a los modelos para la gestión de riesgo en el crédito financiero de Perú, Ecuador y Colombia.		<ul style="list-style-type: none"> <li>- Gestión de riesgo</li> <li>- Crédito financiero</li> </ul>																					
	<b>Objetivos específicos</b>		<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="width: 50%;">Dimensiones</th> <th style="width: 50%;">Indicadores</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td colspan="2" style="text-align: center;"><b>Variable 1: Gestión de riesgo</b></td> </tr> <tr> <td rowspan="4" style="text-align: center; vertical-align: middle;">Modelos</td> <td>Modelo de identificación de riesgo CAMEL</td> </tr> <tr> <td>Modelo KMV</td> </tr> <tr> <td>Modelo Logit</td> </tr> <tr> <td>Modelo Credit Scoring</td> </tr> <tr> <td rowspan="3" style="text-align: center; vertical-align: middle;">Herramientas</td> <td>Machine Learning</td> </tr> <tr> <td>5C del crédito</td> </tr> <tr> <td>Basilea III</td> </tr> <tr> <td colspan="2" style="text-align: center;"><b>Variable 2: Crédito financiero</b></td> </tr> <tr> <td rowspan="3" style="text-align: center; vertical-align: middle;">Reconocimiento</td> <td>Comercial</td> </tr> <tr> <td>Consumo</td> </tr> <tr> <td>Hipotecario</td> </tr> <tr> <td></td> <td>Microcrédito</td> </tr> </tbody> </table>	Dimensiones	Indicadores	<b>Variable 1: Gestión de riesgo</b>		Modelos	Modelo de identificación de riesgo CAMEL	Modelo KMV	Modelo Logit	Modelo Credit Scoring	Herramientas	Machine Learning	5C del crédito	Basilea III	<b>Variable 2: Crédito financiero</b>		Reconocimiento	Comercial	Consumo	Hipotecario		Microcrédito
	Dimensiones	Indicadores																						
<b>Variable 1: Gestión de riesgo</b>																								
Modelos	Modelo de identificación de riesgo CAMEL																							
	Modelo KMV																							
	Modelo Logit																							
	Modelo Credit Scoring																							
Herramientas	Machine Learning																							
	5C del crédito																							
	Basilea III																							
<b>Variable 2: Crédito financiero</b>																								
Reconocimiento	Comercial																							
	Consumo																							
	Hipotecario																							
	Microcrédito																							
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Identificar las formas de crédito financiero que ofrecen los países de Perú, Ecuador y Colombia.</li> <li>• Analizar los modelos y herramientas de gestión de riesgo que usan los países para los tipos de créditos financieros.</li> <li>• Analizar el resultado de la gestión de riesgo de los modelos en la situación de los créditos financieros en Perú, Ecuador y Colombia.</li> <li>• Comparar políticas y procedimientos para las estrategias aplicadas en Perú a los modelos de gestión de riesgos de crédito financieros.</li> </ul>																							
<b>Enfoque, tipo, nivel y diseño investigación</b>	<b>Población, muestra, muestreo</b>	<b>Procedimiento y procesamiento de datos</b>																						
Enfoque: Cualitativo Tipo: Aplicada Diseño: No experimental	Como población se tiene 25 artículos científicos recopilados de plataformas como Redalyc, Scielo, Scopus y Dialnet. Asimismo, datos de las plataformas de regulación de cada país. El muestreo es no probabilístico, se eligieron usando los criterios de inclusión y exclusión.	La información se recogió mediante la técnica de análisis documental, validado por ficha documental.																						

*Nota.* Esta tabla muestra la matriz de consistencia, describiendo sus objetivos, variables, entre otros.

## Resultados y discusión

### Resultados

#### Resultado 1

#### Identificar las formas de crédito financiero que ofrecen Perú, Ecuador y Colombia

Las formas de crédito financiero en Perú, Colombia y Ecuador nos muestran diferencias significativas en su alcance, lo cual influye en la gestión del riesgo crediticio.

**Tabla 3**

*Formas de crédito financiero en Perú, Ecuador y Colombia*

INDICADOR	PERÚ (Superintendencia de Banca, Seguros y AFP - SBS)	COLOMBIA (Superintendencia Financiera de Colombia - SFC)	ECUADOR (Superintendencia de Banca y Seguros de Ecuador - SBSE)
Crédito comercial	Otorgados a personas naturales para atender el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con la actividad empresarial.	Otorgados a personas naturales o jurídicas para el desarrollo de actividades empresariales.	Para financiamiento de actividades de producción y comercialización de bienes y servicios.
Crédito de consumo	Modalidad de financiamiento en la se tiene que devolver el importe utilizado, pagar los intereses, comisiones bancarias y gastos pactados conforme al contrato.	Otorgados a personas naturales para financiar la compra de bienes de consumo, incluyen las tarjetas de crédito.	Otorgados a personas naturales para el pago de bienes, servicios o gastos no relacionados con actividades productivas.
Crédito hipotecario	Otorgados a personas naturales para la adquisición, construcción, refacción, remodelación, ampliación, mejoramiento y subdivisión de su vivienda, siempre que sean garantizados con hipotecas.	Otorgados a personas naturales destinados a la adquisición de vivienda nueva o usada o a la construcción de vivienda individual.	Para adquisición, construcción, reparación, remodelación y mejoramiento de vivienda propia, respaldados con garantía hipotecaria.
Microcrédito	Destinados a financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios, otorgados a personas naturales o jurídicas, cuyo endeudamiento en SF es no mayor a S/. 20 mil en los últimos seis meses.	Son créditos otorgados a microempresas, es decir, pequeños negocios como panaderías, farmacias, peluquerías, empresas de confección, pequeños supermercados, entre otras.	Créditos de pequeña escala destinados a financiar actividades productivas, comerciales o de servicios, con un monto máximo de 150 remuneraciones básicas.

*Nota.* Datos recopilados de los organismos supervisores de las entidades financieras.

En el caso del crédito comercial, Perú se enfoca en personas jurídicas, mientras que Colombia incluye también a personas naturales, ampliando así su base de clientes, pero aumentando la diversidad del riesgo. Ecuador, por su parte, se enfoca en actividades productivas y comerciales, lo que sugiere un mayor énfasis en garantías reales.

En cuanto al crédito de consumo, Colombia destaca por especificar usos concretos, lo que facilita el monitoreo del riesgo. Este tipo de crédito representa el 30% de la cartera vencida, lo

que acentúa la necesidad de modelos de scoring más detallados. El crédito hipotecario presenta similitudes en los tres países, ya que todos exigen garantías hipotecarias. Cabe destacar, que la estabilidad del mercado inmobiliario en cada país afecta directamente la calidad de la garantía. En Perú, la sobrevaloración de viviendas podría incrementar el riesgo asociado a este tipo de crédito. Por su parte, el microcrédito muestra variaciones notables en los montos y destinatarios. Colombia, por su parte, se centra en microempresas con montos variables según la entidad. Estas diferencias reflejan estrategias distintas frente al riesgo, con una regulación más estricta, Ecuador podría reducir el sobreendeudamiento, mientras que Colombia y Perú enfrentan desafíos de diversidad de perfiles y la flexibilidad en los montos.

La identificación de las formas de crédito financiero en estos tres países destaca la importancia de adaptar los modelos de gestión de riesgo a las particularidades de cada mercado. Mientras Colombia requiere herramientas versátiles para manejar una cartera diversa, Perú y Ecuador pueden aprovechar su segmentación para implementar métodos que analicen el riesgo de forma global.

#### **Tabla 4**

*Índice de morosidad en Perú (2018 – 2024)*

Tipo de crédito/Años	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Crédito de consumo	3.38%	2.98%	4.10%	3.91%	2.53%	3.28%	3.83%
Crédito hipotecario	2.93%	2.98%	3.36%	3.44%	2.80%	2.68%	2.87%
Microcrédito	3.60%	3.56%	3.63%	4.25%	5.24%	5.13%	3.96%
Crédito comercial	0.06%	0.04%	0.30%	0.71%	0.82%	0.49%	0.38%

*Nota.* Datos recopilados de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS).

#### **Resultado 2**

##### **Analizar los modelos y herramientas de gestión de riesgo que usan los países para los tipos de créditos financieros**

El análisis de los modelos y herramientas de gestión de riesgo crediticio en Perú, Colombia y Ecuador muestra diferencias significativas en su adopción y aplicación, así como avances hacia la modernización de sus sistemas financieros.

**Tabla 5**

*Modelos y herramientas de gestión de riesgo para el crédito financiero en Perú, Colombia y Ecuador*

DIMENSIONES	INDICADOR	PERÚ	COLOMBIA	ECUADOR
Modelos	Método de identificación de riesgo CAMEL	Supervisado por la SBS. Se aplica en bancos, financieras y cooperativas para evaluar Capital, Activos, Gestión, Beneficios y Liquidez. Implementado en bancos privados para evaluar riesgo de crédito. Basado en valor de mercado de activos y estructura de capital.	Regulado por la SFC. Se enfoca en bancos y entidades de crédito, con informes trimestrales obligatorios. Usado en análisis de riesgo para grandes empresas. Adaptado para sectores volátiles como commodities.	Controlado por la SBSE. Se usa principalmente en el sistema bancario, con menor aplicación en cooperativas. Poco difundido. Solo algunos bancos internacionales con presencia en Ecuador lo aplican en carteras selectas.
	Modelo KMV	Común en créditos PYME y microfinanzas. Usado para predecir probabilidad de default con variables macroeconómicas.	Ampliamente utilizado en créditos de consumo. Los Bancos integran datos de buró de crédito y comportamiento de pago.	Aplicado en análisis de morosidad, lo usan para segmentar riesgo en créditos personales.
	Modelo Logit	Sistemas propios en bancos. Se combina con datos de la Central de Riesgos. Financieras lo usan para aprobación automatizada. En fase de adopción.	Altamente desarrollado. Bancos y fintechs usan scoring con inteligencia artificial para préstamos rápidos.	Implementación básica. El Banco Central del Ecuador tiene una central de riesgos, pero con menor integración de datos alternativos.
	Modelo Credit Scoring	Modelos predictivos para detección temprana de morosidad. Fintechs usan ML para fraudes.	Liderazgo en innovación. Bancos emplean ML para créditos sin historial. Superfinanciera promueve su uso en riesgo sistémico.	Uso incipiente. Algunas fintechs experimentan con ML, pero con limitaciones regulatorias.
	Machine Learning	Método tradicional en bancos y cooperativas. Para créditos agropecuarios y pymes sin historial crediticio.	Complementado con tecnología. Se mantiene para créditos corporativos, se automatiza en bancos.	Principal herramienta en cooperativas y bancos pequeños. Análisis manual de las 5C.
Herramientas	5C del crédito	Implementación gradual desde 2019. Bancos cumplen con ratios de capital y liquidez.	Adopción avanzada (desde 2017). Grandes bancos enfocados en gestión de liquidez y apalancamiento.	Implementación parcial. Solo bancos grandes; cooperativas y bancos pequeños tienen exenciones temporales.

*Nota.* Datos recopilados de los artículos científicos de Scielo, Scopus, Redalyc y Dialnet

En Perú, se ha implementado un sistema de supervisión robusto, aplicado a bancos tradicionales, financieras y cooperativas, lo que refleja enfoque en la evaluación de riesgos. Aunque el país ha avanzado en la adopción de herramientas como el machine learning, su uso aún se encuentra en fase experimental, con aplicaciones puntuales en detección de morosidad y prevención de fraudes.

Colombia, por su parte, sobresale por su liderazgo en innovación tecnológica y el cumplimiento estricto de los estándares de Basilea III desde 2017. El machine learning ha sido adoptado de manera más avanzada, se usa evaluar riesgos en clientes sin historial crediticio. No obstante, herramientas tradicionales como las 5C del crédito aún se mantienen. En Ecuador, la

gestión de riesgo crediticio presenta un enfoque más conservador, con una aplicación predominante de metodologías tradicionales. A diferencia de Perú y Colombia, el credit scoring en Ecuador opera con una implementación básica, sin aprovechar plenamente fuentes de datos alternativas. El machine learning se encuentra en una etapa incipiente, con experimentaciones aisladas en fintechs, pero enfrenta limitaciones. La adopción de Basilea III es parcial, solo en los bancos más grandes.

Si bien los tres países han avanzado en la modernización de sus sistemas de gestión de riesgo crediticio, Colombia lidera en innovación y adopción tecnológica, Perú muestra un progreso gradual pero heterogéneo, y Ecuador mantiene un enfoque tradicional con avances más lentos. Estas diferencias reflejan no solo las capacidades institucionales y regulatorias de cada país, sino también las particularidades de sus mercados financieros.

### Resultado 3

#### Analizar el resultado de la gestión de riesgo de los modelos en la situación de los créditos financieros en Perú, Ecuador y Colombia

La aplicación de modelos y herramientas de gestión nos permite saber cuáles son mejores o cuáles nos ayudan más a manejar el crédito financiero, por lo tanto se debe analizar los resultados de sus aplicaciones con el fin de determinar su productividad.

#### Tabla 6

*Resultado de la aplicación de modelos y herramientas de gestión de riesgo financiero en Perú, Colombia y Ecuador*

	Crédito Comercial	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito
Método de identificación de riesgo CAMEL	Para evaluar salud financiera de entidades que otorgan créditos comerciales Empresas: BBVA, BCP (Perú), Bancolombia. Efectividad: 85-90% riesgos sistémicos.	Aplicado indirectamente a través de la evaluación global de instituciones financieras Empresas: CrediScotia Bancolombia. Efectividad: 75-80% solvencia.	Evaluación especializada Empresas: Bancos hipotecarios Efectividad: 70-75% en previsión de morosidad.	Evaluación de instituciones de microfinanzas Empresas: Cooperativas (Ecuador), MiBanco (Perú). Efectividad: 65-70% en segmentación de riesgo.
Modelo KMV	Para evaluación de riesgo corporativo y Pymes Empresas: Scotiabank. Efectividad: 80-85% en predicción de default corporativo.	Limitada aplicación, principalmente para grandes corporativos Empresas: Bancos grandes. Efectividad: 50-60% por falta de datos de mercado.	Poco utilizado, solo en carteras comerciales de bancos Empresas: Bancos internacionales Efectividad: 60-65%	No aplicable debido a naturaleza de microempresas Empresas: No aplicable en microcréditos por complejidad.

Modelo Logit	Predice default en Pymes con variables financieras y macroeconómicas Empresas: Interbank (Perú), Banco Pichincha (Ecuador). Efectividad: 75-80% en Pymes.	Scoring de riesgo individual con datos demográficos y de comportamiento Empresas: Bancos como Banco de Bogotá (Colombia). Efectividad: 85-90% en créditos personales.	Usado para evaluar capacidad de pago a largo plazo Empresas: Bancos regionales (Perú). Efectividad: 70-75% en preaprobados.	Evaluación cualitativa de prestatarios sin historial crediticio Empresas: Financieras rurales (Ecuador). Efectividad: 80-85% en evaluación de capacidad de pago.
Modelo Credit Scoring	Sistemas especializados para segmentación de riesgo empresarial Empresas: Bancos peruanos (BCP, Interbank). Efectividad: 90-95% en aprobación automatizada.	Altamente desarrollado con modelos predictivos basados en big data Empresas: Fintechs como Nequi (Colombia). Efectividad: 95% en préstamos express.	Historial crediticio y capacidad de pago Empresas: Bancos hipotecarios Efectividad: 85% scoring de clientes.	Modelos simplificados adaptados a poblaciones no bancarizadas Empresas: Cooperativas Efectividad: 70% con datos limitados.
Machine Learning	Para detección temprana de problemas en carteras comerciales Empresas: BBVA (Perú) Efectividad: 88% en detección temprana de morosidad.	Innovación con algoritmos para aprobación instantánea de créditos Empresas: Daviplata (Colombia). Efectividad: 92% en préstamos sin historial.	Evaluación de colaterales y modelos de precios Empresas: IA. Efectividad: 75% ingresos	Limitada aplicación por falta de datos históricos Empresas: Fintechs Efectividad: 65% en zonas rurales.
5C del crédito	Enfoque tradicional aún relevante para análisis cualitativo de empresas Empresas: Cooperativas (Perú). Efectividad: 70% en evaluación cualitativa.	Complementado con modelos cuantitativos. Empresas: Bancos pequeños (Ecuador). Efectividad: 65% en análisis manual.	Evaluación de garantías y capacidad de pago Empresas: Bancos tradicionales Efectividad: 60% garantías.	Método principal debido a falta de información cuantitativa Empresas: ONGs (Perú). Efectividad: 80% en microempresarios.
Basilea III	Requerimientos de capital para créditos comerciales Empresas: Bancos globales (Santander, HSBC). Efectividad: 95% en cumplimiento regulatorio.	Cálculo de provisiones para carteras masivas de consumo. Empresas: Bancos sistémicos Efectividad: 90% en gestión de liquidez.	Ratios de cobertura para préstamos a largo plazo Empresas: Bancos regulados (Perú). Efectividad: 85% en ratios de capital.	Menor impacto debido a exenciones para instituciones microfinancieras Empresas: No aplicable en su mayoría.

*Nota.* Datos recopilados de los artículos científicos de Scielo, Scopus, Redalyc y Dialnet.

El análisis de la gestión de riesgo en los diferentes tipos de créditos financieros permite resaltar que, en el crédito comercial, los bancos más grandes de Perú, Colombia y Ecuador han implementado modelos avanzados como KMV y Credit Scoring con altos niveles de efectividad, alcanzando la tasa más alta en predicción de riesgos. Estos resultados contrastan con las cooperativas y bancos pequeños, que aún dependen en gran medida del método tradicional 5C del crédito, con efectividad limitada.

En el segmento de créditos de consumo y microcréditos, Colombia destaca por la adopción temprana de tecnologías innovadoras como machine learning, aplicadas por fintechs que reportan efectividades elevadas en la evaluación de riesgos. Perú muestra un avance significativo en este ámbito, aunque con una implementación más gradual, mientras que Ecuador presenta un desarrollo incipiente, especialmente en la integración de datos alternativos para el scoring crediticio. El modelo Logit ha demostrado ser efectivo, mientras que para los créditos hipotecarios, los bancos de los tres países han adoptado enfoques híbridos que

combinan modelos cuantitativos con evaluaciones cualitativas. La evaluación de garantías sigue siendo un desafío común, particularmente en Ecuador, donde el modelo KMV tiene una aplicación limitada y una baja efectividad. Colombia tiene una adopción casi completa de Basilea III en los bancos sistémicos, Perú presenta un avance, aunque desigual entre grandes bancos y entidades más pequeñas, mientras que Ecuador evidencia una implementación parcial, concentrada principalmente en los bancos más grandes.

Si bien los tres países han avanzado en la modernización de sus sistemas de gestión de riesgo crediticio, persisten brechas importantes tanto entre países como entre diferentes tipos de instituciones financieras dentro de cada país. Estas diferencias están influenciadas por factores como el desarrollo del mercado financiero, la capacidad regulatoria y las inversiones en tecnología, lo que sugiere la necesidad de estrategias diferenciadas para continuar mejorando los sistemas de gestión de riesgos en cada contexto nacional.

#### Resultado 4

#### Comparar políticas y procedimientos para las estrategias aplicadas en Perú a los modelos de gestión de riesgo de crédito financiero

El planteamiento de políticas y procedimiento favorece a los países al saber cuáles son los modelos y herramientas más efectivos y determinante al momento de gestionar el crédito.

**Tabla 7**

*Políticas y procedimientos aplicadas en Perú, Colombia y Ecuador a los modelos de gestión de riesgo de crédito financiero*

DIMENSIÓN	INDICADOR	PERÚ	COLOMBIA	ECUADOR
Marco normativo	Regulación principal	Ley N° 26702	Circular Externa 052 de 2021	Código Orgánico Monetario
	Requisitos de capital	Mínimo 10% para créditos de consumo	Basilea III implementado	8% mínimo
Estrategias	Modelo de riesgo adoptado	CAMEL + Scoring crediticio con IA (ej. BBVA, BCP)	Credit Risk Metrics + Machine Learning (Bancolombia)	Modelo centralizado + análisis en PYMES
	Herramientas tecnológicas	SAS Credit Risk, Big Data (BCP)	RiskMetrics, blockchain	Moody's Analytics (Banco Pichincha)
Resultados	Tasa de morosidad	8.50%	6.20%	5.80%
	Eficacia en cobranza	Recuperación del 65%	72% (microcréditos)	58% (créditos de consumo)
Políticas	Flexibilidad en PYMES	Líneas de refinanciamiento	Garantías para créditos	Fogafín Límite de 150 RBU en microcréditos
	Adaptación COVID-19	Periodos de gracia (SBS 2020-2021)	Alivios financieros (Ley 2155 de 2021)	Reprogramación de deudas (2020)

*Nota.* Datos recopilados de los artículos científicos de Scielo, Scopus, Redalyc y Dialnet.

En el ámbito normativo, Perú se rige principalmente por la Ley N° 26702, que establece un marco general para el sistema financiero, mientras que Colombia ha implementado disposiciones más específicas con un enfoque más detallado en la supervisión de riesgos. Estas diferencias regulatorias se manifiestan en los requisitos de capital mínimos.

En cuanto a las estrategias de gestión de riesgo, se observa una clara evolución tecnológica en los tres países, aunque con distintos niveles de desarrollo. Perú ha adoptado un enfoque híbrido que combina el tradicional método CAMEL con herramientas de scoring crediticio e inteligencia artificial. Colombia destaca por su adopción de modelos cuantitativos complementados con machine learning e incluso experimenta con tecnologías emergentes en proyectos piloto. Ecuador presenta un panorama más heterogéneo, con un modelo tradicional, mientras que en PYME aún predominan los análisis manuales, evidenciando una brecha tecnológica.

Los resultados operativos muestran variaciones notables entre los tres países. Colombia lidera con la tasa de morosidad promedio más alta, seguida por Ecuador y finalmente con Perú con 8.50%. Estas diferencias pueden atribuirse en parte a los distintos enfoques en las políticas de cobranza, donde Colombia reporta una eficacia del 72% en microcréditos, Perú alcanza un 65% en créditos comerciales, y Ecuador muestra el desempeño más bajo con 58% en créditos de consumo.

Las políticas implementadas para sectores específicos y situaciones de crisis revelan adaptaciones particulares en cada contexto nacional. Perú desarrolló medidas como Reactiva Perú para apoyar a las PYMES con líneas de refinanciamiento, demostrando flexibilidad en momentos críticos. Colombia estableció un sistema de garantías a través proporcionando mayor seguridad al sistema crediticio. Ecuador, por su parte, implementó límites específicos para microcréditos como medida de protección. Durante la pandemia, los tres países adoptaron medidas excepcionales, pero con enfoques distintos: Perú optó por periodos de gracia, Colombia legisló alivios financieros y Ecuador se centró en la reprogramación de deudas.

Este análisis comparativo evidencia que, si bien los tres países comparten el objetivo de fortalecer sus sistemas de gestión de riesgo crediticio, han desarrollado marcos normativos y estrategias operativas diferenciadas, adaptadas a las particularidades de sus sistemas financieros y contextos económicos. Colombia sobresale por su enfoque más avanzado y tecnificado, Perú muestra un desarrollo intermedio con avances significativos en los últimos años, y Ecuador evidencia un progreso más moderado, con mayores desafíos en la homogenización de prácticas y adopción tecnológica a lo largo de todo su sistema financiero.

## Discusión

Entre las formas de crédito financiero que se usan de forma cotidiana en Perú, Ecuador y Colombia, según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025) el crédito comercial es otorgado a personas naturales, con la finalidad de atender el pago de bienes, servicios o gastos. Asimismo, el crédito de consumo según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025), se trata de una modalidad de financiamiento, por la que se asume la obligación de devolver el importe y pagar los intereses. Por su parte, el crédito hipotecario según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS, 2025) es otorgado a personas naturales para la adquisición de vivienda o construcción de vivienda individual. De igual forma, el microcrédito según la SBS (2025) se otorga a microempresas con la finalidad de financiar sus actividades. Ahora bien, Herrera (2022) en su investigación, menciona la importancia de identificar las formas de crédito financiero y la morosidad por parte de los clientes que los obtuvieron, ya que ello se relaciona con el manejo inadecuado del protocolo de gestión de créditos. En ese sentido, en el presente objetivo de investigación se identificó que Perú se enfoca en personas naturales en el crédito comercial, Colombia considera a personas naturales y jurídicas asumiendo una cartera más diversa pero riesgosa, y Ecuador prioriza actividades productivas con garantías reales. En crédito de consumo, la especificación de usos en Colombia facilita el monitoreo, aunque este segmento representa el 30% de la cartera vencida, exigiendo modelos de scoring más detallados. El crédito hipotecario mantiene similitudes en garantías, pero la sobrevaloración inmobiliaria en Perú incrementa su riesgo, mientras el microcrédito varía en montos y destinatarios, reflejando desafíos de diversidad de perfiles en Colombia y Perú, y posible sobreendeudamiento en Ecuador. Estas particularidades exigen herramientas versátiles para Colombia y métodos estandarizados para Perú y Ecuador, destacando la necesidad de adaptar los modelos de gestión de riesgo a las dinámicas específicas de cada mercado.

Para analizar los modelos y herramientas de gestión de riesgo que usan Perú, Ecuador y Colombia, la base teórica plantea que la gestión de riesgo está definido como el proceso que permite minimizar los efectos negativos de pérdidas imprevistas (Heads, 1990), por lo tanto se necesitan modelos como identificación de riesgo de CAMEL, modelo KMV, modelo Logit y modelo credit scoring (Asobancaria, 2024; Saavedra, 2005; Rayo et al., 2010; Falcón, 2008), a su vez, herramientas como el machine learning, las 5C del crédito y Basilea III (Calvo et al., 2018; Madrigal et al., 2017; Banco de Pagos Internacionales, 2017). En el ámbito tradicional tenemos a las 5C del crédito y los credit scoring (Luna et al., 2018; Salazar, 2022) que presentan

algunos límites al ser subjetivos y poca predictividad de incumplimiento. Siguiendo la tendencia, en Colombia, el uso del machine learning tiene una precisión de predicción de 84%, superando al modelo logit (Borrero & Bedoya, 2020). Perú muestra adopciones muy pobres de modelos scoring para microcréditos (Hinostroza, 2021), por otro lado, Ecuador depende de la SBE y evaluaciones cualitativas (Calahorrano et al., 2023). De igual forma, los acuerdos de Basilea II fomentan el uso de modelos internos para el cálculo de capital económico y la Pérdida Esperada (Lizarzaburu et al., 2012; Ávila & Gutiérrez, 2019; Bermúdez et al., 2020). En ese sentido, en el presente objetivo de investigación se identificó que la comparación entre modelos y herramientas difiere en precisión predictiva y la aplicabilidad. Esto ha impulsado el desarrollo de modelos híbridos que buscan armonizar los dos factores antes mencionados, de forma que sea válido y se puedan tomar decisiones. Con respecto a los acuerdos de Basilea III, Perú y Colombia los han implementado de forma significativa, mientras que Ecuador de forma más lenta y menos uniforme, lo que conlleva a una gestión de riesgo fragmentada. Así que, la elección de las herramientas depende de la madurez del sistema financiero, la disponibilidad de datos y la capacidad regulatoria de cada país, siendo Colombia el más avanzado en la adopción de IA, Perú en un proceso de transición acelerada y Ecuador mostrando una evolución más gradual y dependiente del contexto macroeconómico.

Para analizar el resultado de la gestión de riesgo de los modelos y herramientas, tenemos que, el resultado es la demostración cuantitativa que demuestra la eficacia del modelo o herramienta en cuestión. Ahora bien, en Perú, la implementación de modelos de scoring en entidades como el Banco Pichincha se asoció con una capacidad para identificar perfiles de riesgo específicos, lo que permitió estrategias de mitigación dirigidas (Hinostroza, 2021). No obstante, el estudio del Banco Ramón (Lizarzaburu et al., 2012) es el que mejor ilustra el éxito de una gestión integral alineada con Basilea, logrando mantener una cartera atrasada notablemente baja: 0.92%. Por el contrario, en Ecuador, mostró una mayor vulnerabilidad. La morosidad en cooperativas de ahorro y crédito se incrementó significativamente durante la pandemia, especialmente en créditos de consumo, llegando a requerir reestructuraciones de deuda masivas que, aliviaron temporalmente la presión, pero impactaron negativamente la liquidez y rentabilidad de estas instituciones (Valarezo et al., 2024). Esto sugiere que los modelos de evaluación de riesgo previos a la crisis fueron insuficientes para prever el impacto de un shock externo severo, (Osorio et al., 2019; Morán et al., 2021). A pesar de que Colombia enfrenta altos volúmenes de cartera vencida, la aplicación de modelos predictivos de machine learning (Borrero & Bedoya, 2020) tuvieron una reducción del 88.29%. Los resultados empíricos indican que estas herramientas han sido fundamentales para contener la morosidad

en niveles manejables, aun en un entorno económico desafiante. La efectividad de los modelos de gestión de riesgo se ve reflejada directamente en los indicadores de salud crediticia de cada país, los cuales han sido puestos a prueba en contextos de crisis como la pandemia del COVID-19. En Perú, incluso durante crisis globales, se demuestra que la adopción temprana de modelos avanzados de riesgo constituye una ventaja competitiva. El análisis evidencia que una gestión fuerte y preventiva está correlacionada con una menor morosidad y una mayor resiliencia financiera. Por otro lado, Ecuador, muestra cambios debido a una excesiva dependencia de variables microeconómicas sin una adecuada incorporación de escenarios macroeconómicos adversos. Colombia presenta un caso intermedio, pero con avances prometedores, ello ha permitido a las entidades financieras una identificación más precisa de clientes propensos al default, optimizando las decisiones de otorgamiento y las estrategias de provisionamiento. Un resultado transversal es el costo de la gestión del riesgo. La implementación de modelos avanzados y el cumplimiento regulatorio conllevan costos operativos significativos que, en muchos casos, son trasladados a los usuarios finales a través de mayores tasas de interés o comisiones, lo que puede restringir el acceso al crédito para segmentos de menores ingresos.

La comparación de las políticas y procedimientos de gestión de riesgo crediticio entre Perú, Colombia y Ecuador, en el caso peruano, se enfoca en un marco regulatorio sólido y proactivo con una creciente adopción de innovación tecnológica. El pilar de la estrategia peruana es el rol de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP (SBS), la cual ha impulsado de manera temprana la adopción de Basilea III. Esto ha creado un entorno que incentiva a las entidades financieras a desarrollar Modelos de Riesgo avanzados para el cálculo de capital económico, como se observó en el caso del Banco Ramón (Lizarzaburu et al., 2012). La SBS promueve una supervisión basada en riesgo, exigiendo no solo el cumplimiento de ratios mínimos de capital, sino también la calidad de los procesos internos de evaluación, ello se pone en práctica en Colombia impulsado por la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), pero con menor desarrollo en Ecuador regulado por la Superintendencia de Banca y Seguros de Ecuador (SBSE) (Ávila & Gutiérrez, 2019). En cuanto a las herramientas específicas, Perú muestra una transición acelerada desde los modelos tradicionales (como scoring básico) hacia la incorporación de machine learning, aunque con un énfasis en la explicabilidad. Esto difiere de Colombia, donde la adopción de algoritmos complejos como Random Forest es más agresiva, y de Ecuador, donde prima aún la evaluación cualitativa. La investigación en Perú (Aguilar & Mamani, 2024) identifica que los algoritmos más efectivos y utilizados son el Árbol de Decisión: 29% y Máquina de Vectores de Soporte: 14%, los cuales ofrecen un balance entre precisión y capacidad de interpretación, alineándose con los requisitos de la SBS. Un hallazgo

crítico para Perú es el desafío de la sobrevaloración de garantías inmobiliarias en el crédito hipotecario, un riesgo específico que exige políticas de valuación más estrictas y modelos que incorporen el riesgo de colateral (Conrado y Cardona, 2022). Frente a esto, las estrategias colombianas apuntan a la especificación de usos de crédito para facilitar el monitoreo y las ecuatorianas se centran en priorizar actividades productivas con garantías reales. Ahora bien, la estrategia peruana se distingue por un enfoque integral y regulatoriamente guiado. Su principal fortaleza es un círculo virtuoso donde una rigurosa supervisión fomenta la innovación controlada en las entidades, resultando en indicadores de solvencia y morosidad generalmente saludables. Su principal desafío es escalar la sofisticación de sus modelos para cubrir riesgos específicos del mercado, como el riesgo inmobiliario; y ampliar su aplicación más allá de la banca tradicional hacia el sector de microfinanzas y cooperativas, donde aún existen brechas significativas. La comparación sugiere que Perú podría beneficiarse de políticas que fomenten, como en Colombia, el desarrollo de modelos regulatorios para probar modelos de machine learning, mientras que de Ecuador puede extraerse la importancia de reforzar los procedimientos para crisis macroeconómicas externas.

## **Conclusiones**

Se identificaron las formas de crédito financiero comunes en Perú, Ecuador y Colombia: comercial, hipotecario, de consumo, microcrédito y sus características. El crédito comercial fue predominante para empresas, el crédito de consumo tiene más modalidades de uso en Colombia, el crédito hipotecario tiene más riesgo de uso en Perú y el microcrédito presentó variaciones en montos y destinatarios, con riesgos de sobreendeudamiento como en Ecuador.

Se analizaron los modelos: Capital Adequacy-Asset Quality-Management-Earnings-Liquidity (CAMEL), Kecholfer-McQuown-Vasicek (KMV), Logit, Credit Scoring y las herramientas de gestión de riesgo Machine Learning, 5C del crédito y Basilea III, se determinó que la gestión efectiva requiere modelos específicos como Credit Scoring, y herramientas como el Machine Learning y Basilea III, que se adapten a las realidades económicas y regulatorias de cada país, en lugar de la aplicación de modelos y herramientas genéricos como los demás mencionados.

Se identificó que la efectividad de cada modelo de gestión de riesgo dependió directamente del contexto regulatorio y económico específico de cada país. En Perú, Basilea III demostró solidez en la identificación de riesgos bajo un marco regulatorio avanzado, mientras que en Ecuador la cartera mostró mayor vulnerabilidad ante crisis macroeconómicas con el uso de las

5C del crédito. Colombia, obtuvo mejores resultados con la adopción del modelo Machine Learning.

Se constató que la implementación de modelos avanzados como el machine learning, generó beneficios en precisión, pero también incurrió en costos operativos significativos en Colombia. La comparación reveló que Perú tiene un marco sólido, pero podría mejorar en la cobertura de riesgos específicos del mercado. Ecuador muestra un estancamiento en la implementación de modelos y herramientas.

### **Recomendaciones**

Se recomienda que las instituciones financieras diseñen productos crediticios segmentados, por ejemplo, líneas específicas para pymes o consumo con destino verificado, que reflejen las particularidades de demanda y riesgo identificadas en cada país.

A futuro, se deberá priorizar el desarrollo de modelos de scoring y calificación de riesgo que incorporen variables macroeconómicas locales y el comportamiento de pagos sectorial, para mejorar la precisión en la evaluación de solicitantes en cada mercado.

Se recomienda que los supervisores financieros promuevan marcos regulatorios diferenciados que obliguen a las entidades a desarrollar modelos capaces de resolver problemas macroeconómicos específicos de cada país, especialmente en contextos de alta volatilidad.

A futuro, Perú deberá priorizar el desarrollo de modelos que equilibren precisión y coste operativo, y se sugiere que las entidades peruanas adopten prácticas de modelización de riesgos no tradicionales como el machine learning, ya implementadas en Colombia. Por otro lado, Perú podría adaptar las estrategias de Colombia de especificación de usos de crédito, las cuales facilitan su monitorio, y las de Ecuador, las cuales priorizan las actividades productivas con garantías reales.

## Referencias

Aguilar, G. & Mamani, E. (2024). Algoritmos para Machine Learning utilizados en la Gestión de Riesgo Crediticio en Perú. *Revista Micaela*, 5(1): 30 – 35. <https://doi.org/10.57166/micaela.v5.n1.2024.134>

Ávila, J. & Gutiérrez, S. (2019). Riesgo de crédito en Colombia y tres países de la región. Una revisión documental. *Ciencia Unisalle*, 1(1). [https://ciencia.lasalle.edu.co/administracion\\_de\\_empresas/1592/](https://ciencia.lasalle.edu.co/administracion_de_empresas/1592/)

Bermúdez, I., Manotas, D. & Olaya, J. (2020). Modelo para la estimación del deterioro por riesgo de crédito. *Suma de negocios*, 15(25): 149 – 157. <http://doi.org/10.14349/sumneg/2020.V11.N25.A6>

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

Calahorrano, A., Guadalupe, N. & Montenegro, E. (2023). Análisis de riesgo de los bancos en Ecuador mediante la metodología Camels. *Kairós*, 6(10): 116 – 128. <https://doi.org/10.37135/kai.03.10.06>

Calvo, J., Guzmán, M. & Ramos, D. (2018). Machine Learning, una pieza clave en la transformación de los modelos de negocio. *Managements Solutions*. <https://share.google/zKVRGE9BbsGvO0XQ8>

Cela, G. & Cuenca, J. (2019). Propuesta de modelo de machine learning para la evaluación de riesgo de crédito utilizando algoritmos de predicción para la Cooperativa de Ahorro y Crédito La Merced Ltda. Cuenca. *Research*, 1(1): 1 – 21. <https://www.researchgate.net/publication/337480778>

Heads, G. (1990). Insurance practice. The Chartered Insurance Institute.

Hermitaño, J. (2022). Aplicación del Machine Learning en la gestión de riesgo de crédito financiero: Una revisión sistemática. *Interfases*, (15): 160 – 178. <https://doi.org/10.26439/interfases2022.n015.5898>

Herrera, W. (2022). Plan de gestión de riesgo crediticio en las empresas acopiadoras comercializadoras de granos del departamento del Alto Paraná – Paraguay. *Revista Científica UNE*, 2(1): 51 – 59. [http://revistas.une.edu.py/index.php/revista\\_une/article/view/44](http://revistas.une.edu.py/index.php/revista_une/article/view/44)

Hinostroza, H. (2021). Gestión crediticia y la morosidad del Banco Pichincha del Perú, periodo 2019. *Quipukamayok*, 29(59). <http://dx.doi.org/10.15381/quipu.v29i59.20354>

Lapo, M., Tello, M. & Mosquera, S. (2021). Rentabilidad, capital y riesgo crediticio en bancos ecuatorianos. *Investigación Administrativa*, 50(127): 2448 – 7678. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=456065109003>

Leal, A., Aranguiz, M. & Gallegos, J. (2018). Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring. *Revista Facultad de Ciencias Económicas*, 26(1): 181 – 207. <https://doi.org/10.18359/rfce.2666>

Lizarzaburu, E., Berggrun, L. & Quispe, J. (2022). Gestión de riesgos financieros: Experiencia en un banco latinoamericano. *Estudios Gerenciales*, 28(125): 96 – 103. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=21226279011>

Lizarzaburu, E., García, C., Berggrun, L. & Cardona, E. (2022). Evaluación de una entidad financiera usando CAMEL: el caso de BBVA Perú. *Revista Universidad & Empresa*, 24(42): 1 – 39. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/empresa/a.9431>

Luna, K., Sarmiento, W. & Tinto, J. (2018). Estudio del riesgo financiero (5C) bajo el enfoque difuso. *Revista Economía y Política*, (18): 47 – 55. <https://doi.org/10.25097/rep.n28.2018.04>

Madrigal, F., Chávez, L. & Díaz, A. (2017). Estudios organizacionales de las ciencias administrativas ante los retos del siglo XXI. *Editorial Cienpozuolos*, (1). <https://share.google/tLRLmHqjbMV9udsds>

Morán, L., Pincay, N., Abrigo, O., & Rojas, L. (2021). Gestión de riesgos financieros en empresas de servicios ante la amenaza del COVID-19 en Ecuador. *Acta Universitaria*, 31(3139). <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41669727046>

Orellana, I., Reyes, M., & Cevallos, E. (2019). *Evolución de los modelos para la medición del riesgo financiero*. Uda Akadem, 3(1). <https://doi.org/10.33324/udaakadem.v1i3.201>

Pulgarín, A. & Domínguez, A. (2019). ¿Cómo se ha realizado la implementación de los acuerdos de Basilea III en Latinoamérica y qué efectos han tenido estos en el sector financiero en Chile y Colombia? *Punto de Vista*, 10(15): 1 – 22. <https://doi.org/10.15765/pdv.v10i15.1224>

Rayo, S., Lara, J. & Camino, D. (2010). Un modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance an Administrative Science*, 15(28): 89 – 124. [http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2077-18862010000100005&lng=es&tlng=en](http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-18862010000100005&lng=es&tlng=en).

Rivera, D. & Mendoza, A. (2020). Gestión del microcrédito y riesgo crediticio en las instituciones financieras del cantón Chone. *Polo del Conocimiento*, 48(5): 393 – 412. <https://doi.org/10.23857/pc.v5i8.1595>

Rivera, M., Toro, E., Vidaurre, W., Urbina, M. & Chapoñan, E. (2021). Gestión de riesgo crediticio para afrontar la morosidad bancaria. *Rev. Tzhoecoen*, 13(1): 70 – 78. <https://doi.org/10.26495/tzh.v13i1.1873>

Saavedra, L. & Saavedra, M. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. *Cuad. Adm. Bogotá*, 23(40): 295 – 319. [http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0120-35922010000100013](http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-35922010000100013)

Salazar, J. (2022). Diseño de un modelo predictivo para otorgar créditos. *Semestre Económico*, 24(57): 320 – 347. <https://doi.org/10.22395/seec.v24n57a15>

Soler, J., Staking, K., Calle, A., Beato, P. & Falero, B. (1999). *Gestión de riesgos financieros: un enfoque para países latinoamericanos*. Banco Interamericano de Desarrollo.

Valarezo, M., Ramos, A. & Pantoja, O. (2024). Riesgo de créditos en instituciones financieras en Ecuador. *Revista Venezolana de Gerencia*, 29(12): 1461 – 1476. <https://doi.org/10.52080/rvgluz.29.e12.35>

Valencia, B. & Narváez, C. (2021). La gestión de riesgos financieros y su incidencia en la toma de decisiones. *Revista Interdisciplinaria de Humanidades, Educación, Ciencia y Tecnología*, 7(2): 691 – 722. <https://doi.org/10.35381/cm.v7i2.526>

## Anexos

Anexo 1: Índice de morosidad mensual correspondiente a Perú (2018 – 2024)

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-18	3.73%	2.86%	3.21%	0.07%
Feb-18	3.70%	2.90%	3.29%	0.34%
Mar-18	3.50%	2.85%	3.44%	0.07%
Abr-18	3.53%	2.89%	3.61%	0.05%
May-18	3.64%	2.95%	3.62%	0.05%
Jun-18	3.44%	2.87%	3.81%	0.05%
Jul-18	3.45%	2.95%	3.76%	0.02%
Ago-18	3.47%	2.95%	4.09%	0.03%
Set-18	3.05%	2.90%	3.70%	0.04%
Oct-18	3.08%	3.02%	3.69%	0.02%
Nov-18	3.07%	2.99%	3.43%	0.02%
Dic-18	2.95%	3.01%	3.52%	0.01%
Promedio	3.38%	2.93%	3.60%	0.06%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-19	2.98%	3.05%	3.59%	0.03%
Feb-19	2.93%	2.95%	3.55%	0.04%
Mar-19	2.85%	2.93%	3.57%	0.03%
Abr-19	2.91%	2.97%	3.64%	0.03%
May-19	3.05%	3.05%	3.55%	0.03%
Jun-19	2.94%	2.97%	3.66%	0.03%
Jul-19	3.00%	2.98%	3.63%	0.08%
Ago-19	3.04%	3.00%	3.57%	0.03%
Set-19	3.00%	3.00%	3.55%	0.04%
Oct-19	3.00%	2.98%	3.53%	0.03%
Nov-19	3.05%	2.97%	3.44%	0.04%
Dic-19	3.00%	2.96%	3.41%	0.02%
Promedio	2.98%	2.98%	3.56%	0.04%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-20	3.08%	2.95%	3.40%	0.06%
Feb-20	3.03%	2.93%	3.46%	0.07%
Mar-20	3.25%	3.13%	3.65%	0.08%
Abr-20	3.66%	3.48%	3.75%	0.14%
May-20	3.51%	3.45%	4.00%	0.05%
Jun-20	3.71%	3.58%	4.73%	0.06%
Jul-20	3.49%	3.31%	3.82%	0.11%
Ago-20	3.71%	3.29%	3.26%	0.49%
Set-20	4.39%	3.44%	3.13%	0.53%
Oct-20	5.17%	3.58%	3.35%	0.66%
Nov-20	5.87%	3.61%	3.43%	0.68%
Dic-20	6.38%	3.56%	3.56%	0.69%
Promedio	4.10%	3.36%	3.63%	0.30%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-21	6.14%	3.66%	3.95%	0.70%
Feb-21	5.81%	3.62%	4.29%	0.73%
Mar-21	4.96%	3.61%	4.90%	0.76%
Abr-21	4.29%	3.58%	4.75%	0.73%
May-21	4.05%	3.57%	4.54%	0.69%
Jun-21	3.97%	3.51%	4.25%	0.67%
Jul-21	3.62%	3.49%	3.96%	0.67%
Ago-21	3.33%	3.41%	3.72%	0.77%
Set-21	3.01%	3.29%	3.64%	0.70%
Oct-21	2.71%	3.25%	4.47%	0.69%
Nov-21	2.57%	3.16%	4.18%	0.78%
Dic-21	2.48%	3.07%	4.40%	0.65%
Promedio	3.91%	3.44%	4.25%	0.71%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-22	2.39%	3.03%	4.59%	0.70%
Feb-22	2.41%	2.95%	4.67%	0.71%
Mar-22	2.33%	2.93%	4.90%	0.70%
Abr-22	2.31%	2.88%	5.09%	0.82%
May-22	2.46%	2.88%	5.54%	0.82%
Jun-22	2.54%	2.86%	5.29%	0.85%
Jul-22	2.54%	2.81%	5.62%	0.85%
Ago-22	2.66%	2.73%	5.59%	0.90%
Set-22	2.69%	2.66%	5.78%	0.92%
Oct-22	2.66%	2.63%	6.00%	0.96%
Nov-22	2.66%	2.60%	4.93%	0.81%
Dic-22	2.74%	2.59%	4.89%	0.79%
Promedio	2.53%	2.80%	5.24%	0.82%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-23	2.84%	2.62%	4.37%	0.81%
Feb-23	2.84%	2.63%	4.19%	0.81%
Mar-23	2.82%	2.57%	4.74%	0.79%
Abr-23	2.87%	2.57%	5.30%	0.79%
May-23	3.05%	2.67%	5.65%	0.36%
Jun-23	3.02%	2.66%	5.75%	0.35%
Jul-23	3.26%	2.67%	5.82%	0.33%
Ago-23	3.48%	2.74%	5.72%	0.32%
Set-23	3.55%	2.75%	5.63%	0.39%
Oct-23	3.76%	2.83%	5.18%	0.34%
Nov-23	3.85%	2.79%	4.84%	0.32%
Dic-23	3.96%	2.71%	4.33%	0.32%
Promedio	3.28%	2.68%	5.13%	0.49%

Meses	Crédito de consumo	Crédito hipotecario	Microcrédito	Crédito comercial
Ene-24	4.09%	2.76%	4.10%	0.40%
Feb-24	3.99%	2.80%	4.01%	0.35%
Mar-24	4.03%	2.84%	4.04%	0.46%
Abr-24	4.15%	2.92%	4.04%	0.52%
May-24	4.23%	2.95%	4.39%	0.55%
Jun-24	4.12%	2.90%	4.40%	0.57%
Jul-24	4.04%	2.91%	4.25%	0.32%
Ago-24	3.78%	2.87%	3.99%	0.27%
Set-24	3.61%	2.86%	3.58%	0.31%
Oct-24	3.53%	2.87%	3.64%	0.28%
Nov-24	3.20%	2.94%	3.74%	0.27%
Dic-24	3.22%	2.77%	3.30%	0.24%
Promedio	3.83%	2.87%	3.96%	0.38%