

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ciencias Sociales y Humanísticas

Metodología para el análisis de riesgo de crédito a través de matrices de
transición

ADMI-1173

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Economista

Presentado por:

Josué Alexander Cruz Molina

Leandro Washington Huertas Quinde

Guayaquil - Ecuador

Año: 2024

Dedicatoria

Este proyecto lo dedico con todo mi corazón a mis padres, Washington Huertas y Priscila Quinde, quienes siempre han estado a mi lado, brindándome el apoyo incondicional y las herramientas necesarias para convertirme en la persona que soy hoy. Su amor, sacrificio y confianza en mí han sido mi mayor fortaleza.

A la memoria de mi hermana Viviana, quien, con su sonrisa, palabras de aliento y fuerzas inquebrantables, me inspiró en cada paso que daba. Su amor eterno me ha acompañado siempre, recordándome cuánto podía alcanzar.

Dedico también esta tesis a mis hermanos y sobrinos, Damaris, Iker, Michael y Jordan, quienes son mi mayor motivación para luchar cada día y convertirme en un ejemplo para ellos. Su alegría y cariño me llenan de fuerza para seguir adelante. A mi tía, la abogada Rosa Quinde quien fue mi pilar y apoyo durante todo mi trayecto en los estudios.

Finalmente, a todas aquellas personas que han llegado a mi vida y la han llenado de felicidad, como mi amigo y hermano Juanjo quien siempre ha sido una persona leal, también aquellas personas especiales quienes me han demostrado apoyo incondicional y se han sumado a mi vida a lo largo de mi formación, Camila, Tiffany, Biancka, y Suanny. A mi compañero de tesis y gran amigo, Alexander Cruz, por su apoyo y amistad incondicional. También a quienes han dejado una huella en mi corazón, aunque ya no estén físicamente conmigo, pero siguen vivos en mi memoria con sus enseñanzas y recuerdos inolvidables.

Leandro Washington Huertas Quinde

Dedicatoria

A mis queridos padres, cuya constante confianza y apoyo han sido mi mayor inspiración en esta etapa universitaria. Gracias por enseñarme el valor del esfuerzo, la perseverancia y el amor incondicional.

A familiares y personas cercanas que ya no están en este campo terrenal pero siempre estarán en mis corazones.

A mis amigos por su amistad, su apoyo y por estar a mi lado en todo momento, compartiendo risas y consejos que me han impulsado a seguir adelante, su presencia en mi vida ha sido esencial para lograr cada paso que he dado.

A Leandro, gran amigo y compañero de tesis, por su colaboración y compromiso. Juntos superamos obstáculos y celebramos logros, lo que hizo de este proceso una experiencia más enriquecedora.

Por último, quiere agradecer a cada persona que ha aportado un grano de arena a mi vida, a los momentos malos y buenos que me han convertido en la persona que soy actualmente.

A todos, gracias por ser parte de este logro.

Josue Alexander Cruz Molina

Declaración Expresa

Nosotros Washington Leandro Huertas Quinde, y Josué Alexander Cruz Molina acordamos y reconocemos que:

La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores.

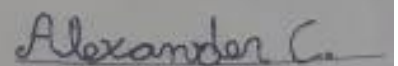
La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 16 de Octubre del 2024.



Washington Leandro
Huertas Quinde



Josué Alexander Cruz
Molina

Evaluadores

Nombre del Profesor

María Cristina Aguirre Valverde

Nombre del Profesor

Erick Joel Caro Bermúdez

Resumen

La investigación tuvo como objetivo principal evaluar el riesgo crediticio y la pérdida esperada de una entidad financiera ecuatoriana en una proyección anual. Se inició con el análisis de la exposición al riesgo de crédito, la gestión adecuada de esta exposición, la importancia de la solvencia del deudor y las garantías ofrecidas. A través de la calificación crediticia, se evaluó la capacidad del prestatario para cumplir con sus obligaciones de pago, categorizando a los deudores desde "riesgo normal" hasta "default". El desarrollo del proyecto incluyó el uso de datos financieros mensuales, organizados de manera detallada entre enero y agosto del 2024, así como una base de datos de garantías que proporcionó información clave sobre el tipo y valor de las garantías asociadas a los créditos. Además, se aplicó una matriz de probabilidad de transición para modelar los cambios en las calificaciones crediticias, facilitando el cálculo de la pérdida esperada. Los principales resultados mostraron que las calificaciones crediticias se correlacionan directamente con la exposición al riesgo. Además, la aplicación de estas técnicas permite a la entidad financiera evaluar mejor las probabilidades de cambio en las calificaciones y estimar las pérdidas esperadas destacando la importancia de mantener una gestión de cartera robusta y proactiva para minimizar las posibles pérdidas en el portafolio crediticio.

Palabras clave: riesgo crediticio, matriz de transición, pérdida esperada, Calificación crediticia, Garantías

Abstract

The main objective of the research was to evaluate the credit risk and the expected loss of an Ecuadorian financial institution in an annual projection. It began with the analysis of credit risk exposure, the adequate management of this exposure, the importance of the debtor's solvency and the guarantees offered. Through the credit rating, the borrower's capacity to meet its payment obligations was evaluated, categorizing debtors from “normal risk” to “Default”. The development of the project included the use of monthly financial data, organized in detail between January and August 2024, as well as a collateral database that provided key information on the type and value of collateral associated with the loans. In addition, a transition probability matrix was applied to model changes in credit ratings, facilitating the calculation of expected loss. The main results showed that credit ratings correlate directly with risk exposure. In addition, the application of these techniques allow the financial institution to better assess the probabilities of rating changes and estimate expected losses, highlighting the importance of maintaining a robust and proactive portfolio management to minimize potential losses in the credit portfolio.

Key words: credit risk, transition matrix, expected loss, credit rating, guarantees.

ÍNDICE

Resumen	I
Abstract.....	II
Abreviaturas.....	VI
Índice de Tablas.....	VII
Índice de figuras	VII
Capítulo 1	1
1. Introducción	2
1.1 Descripción del problema.....	3
1.2 Justificación del problema	4
1.3 Objetivos.....	5
1.3.1 Objetivo General.....	5
1.3.2 Objetivos Específicos	5
1.4 Marco Teórico	6
1.4.1 Riesgo Financiero	6
1.4.2 Riesgo crediticio	7
1.4.3 Modelo CrediMetrics.....	8
1.4.4 Modelo Probit-Logit.....	8
1.4.5. Riesgo de crédito en Basilea II	9
1.4.6 Estrategia de gestión de crédito	9
1.4.7 Exposición al riesgo de crédito.....	10
1.4.8 Activos de riesgo	10

1.4.9	Calificación crediticia.....	10
1.4.10	La Cartera de los Clientes.....	12
1.4.11	La cartera de los créditos	12
1.4.12	Cuentas por cobrar y otros activos	13
1.4.13	Calificación de cuentas por cobrar	13
Capítulo 2		15
2.	Metodología	16
2.1.	Fuentes de datos e información	16
2.2.	Matriz de probabilidad de transición	17
2.3.	Pérdida Crediticia Esperada.....	19
2.4.	Loss Given Default.....	21
2.5.	Naturaleza del diseño.....	23
2.6.	Probabilidad de incumplimiento y corte para el incumplimiento.....	26
2.7.	Garantías.....	28
2.8.	Índice de entropía de Shannon.....	28
2.9.	Índice de Herfindahl-Hirschman (IHH)	29
2.10.	Indicador de porcentaje de deterioro y deterioro más permanencia.	30
Capítulo 3		31
3.	Resultados y análisis	32
3.1.	Simulación de Sensibilidad	43
Capítulo 4		47
4.	Conclusiones y Recomendaciones	48

4.1	Conclusiones.....	48
4.2	Recomendaciones	49
	Bibliografia.....	51

Abreviaturas

ESPOL Escuela Superior Politécnica del Litoral

IHH Herfindahl – Hirschman

LGD Loss Given Default

ME Monto expuesto

PE Pérdida esperada

PI Probabilidad de incumplimiento

SEPS Superintendencia de Economía Popular y Solidaria

Índice de Tablas

Tabla 1 Calificaciones crediticias	11
Tabla 2 Criterios de calificación.....	13
Tabla 3 Calificación de cuentas por cobrar y otros activos	14
Tabla 4 Matriz de probabilidades de transición.....	17
Tabla 5 Porcentajes LGD de Basilea II	21
Tabla 6 Porcentaje de provisión	27
Tabla 7 <i>Matriz de transición Enero a Marzo.</i>	32
Tabla 8 Matriz de transición de Abril a Junio.	32
Tabla 9 Matriz de transición de Julio a Agosto	33
Tabla 10 Promedio ponderado matriz de transición.....	33
Tabla 11 Porcentaje de deterioro y permanencia.....	36
Tabla 12 Probabilidad de incumplimiento.....	37
Tabla 13 Resultados Pérdida Esperada.....	38
Tabla 14 Número de clientes por calificación y Pérdida Esperada	39
Tabla 15 Pérdida Esperada por Calificación y Simulaciones	44

Índice de figuras

Figura 1 Matriz de transición de riesgo de crédito	34
Figura 2 Relación entre PI y PE por Calificación Crediticia.....	40
Figura 3 Histograma de Entropía de Shannon.....	41
Figura 4 Histograma de IHH	42

Capítulo 1

1. Introducción

El riesgo de crédito se define como la pérdida potencial ocasionada por el hecho de que un deudor o su contraparte incumpla con sus obligaciones de acuerdo con los términos establecidos (Altman, y otros, 2012). El efecto del riesgo de crédito en las entidades se manifiesta no solo en un incremento de la morosidad, sino también en mayores requerimientos de provisiones para insolvencias. La estabilidad de una entidad o del sistema bancario en general depende, en gran medida, de que estas provisiones cubran de forma adecuada las pérdidas esperadas de sus carteras de crédito. Las categorías crediticias en Ecuador se califican en A1, A2, A3, B1, B2, C1, C2, D y E, (Ocaña, 2021), donde A1 es la clasificación más alta, es decir, una persona u empresa con una alta capacidad de crédito o pago, y la E indica un alta probabilidad de incumplimiento por lo que los préstamos en esta categoría suelen estar en situación avanzada de morosidad, puede ser por varios motivos; los principales son por inestabilidad financiera, historial de pago irregular y sobreendeudamiento. La gestión del riesgo de crédito es una de las tareas más críticas dentro del sector financiero, ya que permite a las instituciones evaluar y anticipar la probabilidad de incumplimiento de sus clientes (Altman & Saunders, Researchgate, 1997). En este contexto, el análisis y la predicción del comportamiento crediticio se vuelven esenciales para evitar pérdidas y optimizar la asignación de créditos. Desde hace décadas, las matrices de transición se han convertido en una herramienta fundamental para medir el cambio en las calificaciones de riesgo crediticio, permitiendo categorizar a los clientes según su probabilidad de cumplir con sus obligaciones (Bluhm, Overbeck, & Wagner, 2016). A través de estas matrices se pueden reflejar las probabilidades de que un grupo de créditos cambie de una calificación a otra o la mantengan dentro de un período de tiempo determinado (SuperIntendencia de Bancos, 2017). Además, las matrices facilitan

la identificación de patrones y tendencias en el comportamiento crediticio, lo que ayuda a las instituciones financieras a anticipar posibles incumplimientos.

Este proyecto analiza el riesgo crediticio mediante matrices de transición, que evalúan la evolución de la calidad crediticia y patrones en el comportamiento de los deudores. Busca mejorar la predicción de incumplimientos y optimizar la gestión y provisiones, optimizando así sus políticas de gestión y provisiones.

1.1 Descripción del problema

Ecuador atraviesa una crisis económica que ha llevado a muchos ciudadanos a depender de créditos para cubrir necesidades básicas o iniciar emprendimientos. Sin embargo, el acceso al crédito está restringido para quienes tienen un historial crediticio desfavorable, lo que limita su capacidad de recuperación económica. Las instituciones financieras emplean matrices de transición para evaluar el riesgo crediticio y determinar la probabilidad de que los clientes cambien de una categoría de riesgo a otra, una herramienta crucial en momentos de incertidumbre financiera (Jiménez & Saurina, 2006). De esta investigación se espera demostrar su aplicabilidad y utilidad en la evaluación del riesgo crediticio, proporcionando una base sólida para el análisis y la toma de decisiones financieras.

Los requerimientos de este estudio incluyen la evaluación de metodologías actuales como referencias para el análisis mediante matrices de transición, lo cual nos enfocaremos en variables muy puntuales como el pago, periodos, y categorías de crédito. Las variables de interés están enfocadas en la calificación del cliente, saldo total y garantías. La relevancia de este estudio es evidente en el contexto actual de crisis económica, donde mejorar la precisión de la evaluación del riesgo crediticio puede facilitar el acceso al crédito y apoyar la inclusión financiera en Ecuador.

1.2 Justificación del problema

El análisis y la gestión del riesgo de crédito son componentes esenciales para la estabilidad y sostenibilidad del sistema financiero. En la actualidad, muchas instituciones financieras utilizan matrices de transición para evaluar el riesgo de crédito y verificar el cambio del nivel crediticio de los clientes a través del tiempo.

La imprecisión en la predicción del riesgo de crédito tiene consecuencias graves tanto para las instituciones financieras como para la sociedad en general. Cuando el riesgo no se evalúa con precisión, las entidades pueden subestimar o sobreestimar la capacidad de pago de los deudores. Esto puede llevar, por un lado, a la asignación indebida de créditos a clientes con alto riesgo de incumplimiento, aumentando el riesgo de quiebras y pérdidas financieras para la institución. Por otro lado, puede resultar en la denegación de crédito a clientes que podrían haber gestionado correctamente sus obligaciones, lo que restringe el acceso al financiamiento y limita el crecimiento económico de sectores productivos.

Desde una perspectiva académica, este estudio es relevante porque aborda uno de los desafíos centrales en el análisis cuantitativo del riesgo financiero: la estimación del riesgo crediticio. Contribuye a la literatura existente al proponer una metodología basada en matrices de transición, la cual puede tener un impacto directo en la práctica financiera y fortalecer la estabilidad del sistema financiero.

A nivel social, la relevancia radica en que una gestión más precisa del riesgo de crédito permite un acceso más justo y eficiente al financiamiento. Esto favorece una asignación óptima de recursos, fomenta el crecimiento económico sostenible y reduce la probabilidad de crisis financieras. Al garantizar un crédito más accesible, se impulsa la

inversión, el consumo y el desarrollo de negocios, especialmente en economías emergentes donde el crédito es un motor clave para el progreso económico.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Demostrar a través de las matrices de transición la efectividad del análisis de riesgo crediticio, mediante la estimación precisa de la probabilidad de incumplimiento, pérdida esperada y la identificación de patrones migratorios en las calificaciones crediticias, para la optimización de la gestión del riesgo y la mejora en la toma de decisiones en las instituciones financieras.

1.3.2 Objetivos Específicos

1. Determinar las probabilidades de incumplimiento en diferentes categorías de crédito, desde las de bajo riesgo como A-1, hasta las críticas como la E lo que permitirá calcular con precisión la exposición al riesgo y la comprensión de posibles incumplimientos.
2. Implementar pruebas de validación en entornos simulados y reales que permitan la medición de la efectividad y sensibilidad de las matrices ajustadas en la predicción de cambios en el riesgo crediticio evaluando su aplicabilidad en contextos financieros bancarios.
3. Realizar un análisis detallado de la matriz de transición para la identificación de las probabilidades de cambio en las calificaciones crediticias, categorizando los prestatarios según su riesgo y comprendiendo su distribución entre categorías, así como las transiciones críticas y las probabilidades de permanencia en default o mejora.

1.4 Marco Teórico

El uso de matrices de transición para analizar el riesgo de crédito se remonta a los estudios de Jarrow, Lando y Turnbull (2004), quienes modelaron la estructura de crédito en función de los cambios en la calificación crediticia a lo largo del tiempo. Este enfoque fue perfeccionado posteriormente por Altman y Rijken (2004), quienes destacaron la importancia de la estabilidad de las calificaciones para la predictibilidad del riesgo. Los estudios de Bangia, Diebold y Schuermann (2002), ampliaron el análisis al relacionar los cambios en la calificación crediticia con las fluctuaciones económicas, lo que añadió un factor externo importante en el estudio de riesgo.

1.4.1 Riesgo Financiero

El riesgo financiero se refiere a la posibilidad de que ocurran eventos adversos en el ámbito económico. Comúnmente, está relacionado con la incertidumbre en la rentabilidad de una inversión debido a factores fuera del control de la empresa, como la inflación, los tipos de cambio, las regulaciones gubernamentales o las acciones de los competidores. En líneas generales, a mayor rentabilidad potencial de una inversión, también es mayor el riesgo financiero involucrado (Gutiérrez, 2020)

Los riesgos financieros se dividen en varias categorías principales:

- 1.) **Riesgo de crédito:** este riesgo se da cuando una de las partes en un contrato financiero no cumple con sus compromisos de pago, como ocurre en el impago de las cuotas de un préstamo.
- 2.) **Riesgo de mercado:** este tipo de riesgo está relacionado con las variaciones en los mercados financieros. Dentro de esta categoría se incluyen:

- a. **Riesgo de tipo de cambio:** se vincula con la variación del valor de una moneda respecto a otra, afectando en especial a las inversiones que requieren cambio de divisas.
 - b. **Riesgo de tasa de interés:** se refiere a la posibilidad de que las tasas de interés aumenten o disminuyan en momentos que resulten desfavorables para la inversión.
- 3.) **Riesgo de liquidez:** surge cuando una parte cuenta con activos, pero carece de los recursos líquidos necesarios para cumplir con sus obligaciones a corto plazo, situación que se conoce como iliquidez.
- 4.) **Riesgo operativo:** se presenta ante la posibilidad de pérdidas debido a ineficiencias en los procesos productivos, tecnología desactualizada o eventos imprevistos que afectan el funcionamiento normal de la empresa.
- 5.) **Riesgo país o riesgo soberano:** este riesgo es de naturaleza nacional y se asocia a las inversiones y financiamientos entre países. Es importante para los inversionistas extranjeros, ya que evalúa el riesgo de que un país no pueda cumplir con sus obligaciones frente a entidades de otros países

1.4.2 Riesgo crediticio

El riesgo de crédito surge cuando las contrapartes están indispuestas o son totalmente incapaces de cumplir sus obligaciones contractuales (Altman , y otros, 2012). En otras palabras, es la pérdida ocasionada por el hecho de que el deudor o contraparte incumpla con sus obligaciones financieras de acuerdo con los términos acordados

El riesgo de crédito se puede dividir en riesgo de impago y de calificación (Medina, 2008):

- **Riesgo de impago:** capacidad que tiene un individuo con hacer frente a las obligaciones financieras futuras.
- **Riesgo de calificación:** cada ente crediticio emite una calificación para cada individuo dependiendo del cumplimiento de sus obligaciones financieras, por lo que estos individuos tienen el riesgo de que al cambiar su calificación crediticia su credibilidad como deudor se vea afectado.

1.4.3 Modelo CrediMetrics

El modelo CrediMetrics, desarrollado por J.P. Morgan en 1997, evalúa el riesgo de crédito basado en cambios de calificación crediticia y tasas de incumplimiento, utilizando una matriz de transición para modelar la migración de créditos. Este modelo estima una distribución de probabilidad discreta de Pérdidas y Ganancias Crediticias (DPP&GC) y es ampliamente utilizado por instituciones financieras para analizar riesgos y optimizar la rentabilidad de sus carteras. Sin embargo, su aplicación requiere datos detallados sobre exposiciones crediticias, correlaciones entre activos y cambios en la calidad crediticia, lo que limita su implementación en este proyecto. Aun así, se incluye como referencia teórica por su relevancia en la gestión de riesgos.

1.4.4 Modelo Probit-Logit

Los modelos logit y probit, basados en relaciones lineales entre variables, transforman una variable binaria (pago/no pago) en una probabilidad continua entre 0 y 1 para estimar y predecir la probabilidad de incumplimiento. Estos modelos, que requieren datos detallados sobre historial crediticio, características socioeconómicas y comportamiento de pago, permiten evaluar la solvencia de un cliente y ajustar tasas de interés o límites de crédito. Sin embargo, su implementación no es viable en este

proyecto debido a la falta de información individualizada y la disponibilidad limitada de datos agregados, como saldo total, calificación crediticia y garantías.

1.4.5. Riesgo de crédito en Basilea II

Basilea II es el segundo acuerdo del Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, que se estableció para mejorar la regulación y supervisión del sector bancario a nivel internacional. Este acuerdo fue publicado en junio de 2004 y se implementó a partir de 2007 en sus versiones más simples, con una plena implementación esperada para 2008. La creación de Basilea II surgió como respuesta a las deficiencias del primer acuerdo, conocido como Basilea I, que fue adoptado en 1988.

Por otro lado, Basilea I se centraba en la exigencia de un capital mínimo para los bancos, pero no consideraba adecuadamente la naturaleza del riesgo asociado a diferentes tipos de activos. Con el tiempo, se hizo evidente que era necesario un enfoque más sensible al riesgo que permitiera a las instituciones financieras gestionar mejor sus exposiciones y asegurar una mayor estabilidad.

1.4.6 Estrategia de gestión de crédito

La gestión del riesgo de crédito comprende acciones para identificar, evaluar y mitigar riesgos de incumplimiento, con el objetivo de minimizar pérdidas y garantizar la estabilidad financiera de la entidad. Esto incluye políticas de evaluación crediticia, monitoreo constante de pagos, límites de exposición y medidas correctivas como reestructuración de deudas o cobros, asegurando la recuperación de créditos otorgados.

1.4.7 Exposición al riesgo de crédito

Corresponde al saldo total de operaciones de crédito y contingentes comprometidos con el deudor (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2023). Además, la exposición al riesgo de crédito no solo depende del monto, sino también de factores como la solvencia del deudor, el tipo de garantía ofrecida y las condiciones del mercado. La adecuada gestión de esta exposición implica evaluar constantemente la capacidad de pago del deudor, diversificar los riesgos y tomar medidas de mitigación, como el establecimiento de límites de crédito o la contratación de seguros, para minimizar las pérdidas potenciales.

1.4.8 Activos de riesgo

Los activos de riesgo son aquellos que pueden generar pérdidas debido a incumplimientos, fluctuaciones de mercado o devaluación. Incluyen cartera de crédito, inversiones, bienes muebles e inmuebles, cuentas por cobrar y acciones recibidas por dación en pago o adjudicación judicial. Su gestión requiere evaluación continua, estrategias como diversificación, provisión de garantías y uso de coberturas financieras, además de una adecuada valoración para las entidades que los poseen.

1.4.9 Calificación crediticia

La calificación crediticia es un sistema numérico que evalúa la capacidad para cumplir con los pagos y determina el nivel de cumplimiento. Esta calificación puede mejorar gracias a varios factores, como:

- La antigüedad de los créditos: mientras más antiguos, mejor.
- El porcentaje de crédito utilizado: un porcentaje menor es más favorable.
- La puntualidad en los pagos.
- La cantidad total de deudas.

- La diversidad de tipos de crédito en el historial.

Por otro lado, la Superintendencia de Bancos (2024) define las siguientes calificaciones por las que migran los deudores:

Tabla 1 *Calificaciones crediticias*

Calificación	Descripción
A1	Créditos de riesgo normal categoría A-1
A2	Créditos de riesgo normal categoría A-1
A3	Créditos de riesgo normal categoría A-1
B1	Créditos de riesgo normal categoría A-1
B2	Créditos de riesgo normal categoría A-1
C1	Créditos deficientes k C-1
C2	Créditos deficientes categoría C-2
D	Créditos de dudoso recaudo categoría D
E	Pérdidas categoría E

Nota: Datos tomados de la Superintendencia de Bancos.

El ajuste en la calificación en un momento determinado se basa en la información disponible del individuo en la entidad financiera, respaldada por su historial de pagos, nivel de deuda, entre otros factores. Este cambio de calificación puede ir desde una categoría aceptable (calificación A1 hasta B2) hasta una de incumplimiento total (calificación E).

1.4.10 La Cartera de los Clientes

La cartera de clientes se define como el conjunto de individuos, empresas o entidades que mantienen una relación crediticia con una institución financiera. Cada cliente dentro de esta cartera está clasificado según su calificación crediticia, la cual refleja su capacidad y disposición para cumplir con sus obligaciones de pago.

La importancia de analizar la cartera de clientes radica en su rol fundamental para garantizar la estabilidad del sistema financiero y la sostenibilidad de la institución. Una correcta segmentación y evaluación de la cartera permite prever el impacto de posibles incumplimientos, asignar provisiones adecuadas y diseñar estrategias para diversificar el riesgo.

1.4.11 La cartera de los créditos

La cartera de crédito se refiere a la información que una entidad mantiene para respaldar los activos financieros y los saldos correspondientes a los préstamos o créditos otorgados. En otras palabras, refleja el monto total de los créditos que han sido efectivamente entregados a los prestatarios. El proceso de gestión y recuperación de la cartera incluye el monitoreo y la supervisión de los pagos pendientes, con el objetivo de asegurar el reembolso total y oportuno de la deuda.

Dentro de este proceso, se incluyen informes y estrategias de cobro que se emplean para gestionar y controlar la cartera de créditos (Credit force soluciones, 2024)

Tabla 2 *Criterios de calificación*

		Crédito productivo ; corporativo; empresarial y pymes		Créditos de consumo		Crédito de vivienda de interés social y público e inmobiliario		Microcréditos		Crédito educativo	
Nivel de Riesgo	Categoría	Días de morosidad		Días de morosidad		Días de morosidad		Días de morosidad		Días de morosidad	
Riesgo Normal	A-1	0		0		0		0		0	
	A-2	1	15	1	15	1	30	1	15	1	15
	A-3	16	30	16	30	31	60	16	30	16	30
Riesgo Potencial	B-1	31	60	31	45	61	120	31	45	31	60
	B-2	61	90	46	60	121	180	46	60	61	90
Riesgo deficiente	C-1	91	120	61	75	181	210	61	75	91	120
	C-2	121	180	76	90	211	270	76	90	121	180
Dudoso recaudo	D	181	360	91	120	271	450	91	120	181	360
Pérdida	E	más de 360		más de 120		más de 450		más de 120		más de 360	

Nota: Elaborado por la SEPS (Artículo 44.- Criterios de Calificación)

1.4.12 Cuentas por cobrar y otros activos

Se deberán calificar, con excepción de los fondos disponibles y activos fijos, según los criterios establecidos, en función a la morosidad a partir de la exigibilidad de los saldos (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2023).

1.4.13 Calificación de cuentas por cobrar

1. Parámetros de calificación: Considera la morosidad y la exigibilidad de los saldos. Implica que se analiza el tiempo que ha pasado desde que las cuentas son exigibles y se clasifican en diferentes categorías de riesgo, como "Riesgo Normal", "Riesgo Medio", "Riesgo alto", "Pérdida" (BanEcuador, 2023).

2. Provisión de pérdidas: Según las regulaciones, se deben establecer provisiones para pérdidas en función del riesgo calculado. Por ejemplo, si una cuenta presenta morosidad, se debe provisionar un porcentaje del monto adeudado. Esto es crucial para reflejar adecuadamente la situación financiera en los estados contables
3. Categorización del riesgo: Las cuentas por cobrar se clasifican en distintas categorías basadas en el nivel de riesgo:

Tabla 3 *Calificación de cuentas por cobrar y otros activos*

Nivel de Riesgo	Calificación	Días de morosidad
Riesgo Normal	A	De 0 hasta 30
Riesgo Potencial	B	De 31 hasta 60
Riesgo Deficiente	C	De 61 hasta 120
Dudoso	D	De 121 hasta 180
Recaudo Pérdida	E	Mayor a 180

Fuente: SEPS (Artículo 46.- Sección IV Subsección IV)

Capítulo 2

2. Metodología

2.1. Fuentes de datos e información

Para la elaboración de esta investigación, se utilizó información proporcionada por una entidad financiera de Ecuador, que constituye la fuente principal de datos. Los datos recopilados se dividen en dos bases:

- Datos financieros mensuales

Incluyen el saldo total de las operaciones de crédito y las calificaciones crediticias de las mismas. Esta información se encuentra organizada de forma mensual y abarca el período comprendido entre enero y agosto del año 2024.

- Base de datos de garantías

Contiene información detallada sobre las garantías asociadas a las operaciones de crédito. Esta base también es mensual, cubriendo el período de enero a agosto de 2024, y detalla diversos aspectos clave de las garantías, como:

- El valor de las garantías.
- El tipo de garantía, categorizado en: bodegas, edificaciones, galpones, terrenos, papel comercial, unidades de transporte, maquinarias, mercaderías, equipos, otros y sin garantías.
- Un código específico asignado a cada tipo de garantía para facilitar su identificación y análisis.

Ambas bases de datos son fundamentales para el desarrollo del estudio, ya que permiten analizar las relaciones entre las operaciones de crédito, sus calificaciones crediticias y las garantías asociadas, lo cual es clave para la modelización del riesgo crediticio y la pérdida esperada.

2.2. Matriz de probabilidad de transición

Una matriz de transición es una herramienta estadística utilizada en el análisis del riesgo crediticio que permite evaluar las probabilidades de que los prestatarios cambien de una calificación crediticia a otra a lo largo del tiempo.

En otras palabras, es herramienta que facilita el cálculo de la probabilidad de que un crédito con una calificación particular experimente un cambio en su calificación crediticia a lo largo de un período determinado (Pilco Guilcarema, 2022).

Esta matriz representa que los prestatarios con calificación crediticia i cambie a otra calificación j en un tiempo dado, como se puede observar:

Tabla 4 *Matriz de probabilidades de transición*

		Categoría después de la transición				
		1	2	...	$j-1$	j
Categoría antes de la transición	1	P_{11}	P_{12}	...	...	P_{1j}
	2	P_{21}	P_{22}	...	...	P_{2j}
	...	...	...	...	...	...
	$i-1$	...	...	...	...	$P_{(i-1)j}$
	i	P_{i1}	P_{i2}	...	$P_{(j-1)i}$	P_{ij}

Fuente: Superintendencia de Bancos del Ecuador (2021)

- La columna ubicada a la izquierda muestra la escala de calificaciones al inicio del período, basada en el número de operaciones de los créditos otorgados.
- La primera fila superior indica la calificación al final del período (es decir, la calificación con la que la entidad termina el período en análisis).

- La intersección en la diagonal refleja el porcentaje de calificaciones que permanecieron sin cambios, aunque pueden aumentar o disminuir.
- Las celdas situadas por debajo de la diagonal reflejan las probabilidades de mejora en las calificaciones.
- Las celdas ubicadas por encima de la diagonal indican las probabilidades de deterioro en las calificaciones.

Además, con lo anterior, se puede observar que:

- Los elementos de la matriz no son negativos, es decir $p_{ij} > 0$ para todo i, j .
- La suma de cada fila debe ser igual a 1, es decir $\sum_j p_{ij} = 1$ para todo i .

Donde P_{ij} representa la fracción de créditos con calificación i que después de un período tendrán calificación j .

$$P_{ij} = N_{ij}/N_i \quad (2.1)$$

Dónde:

N_{ij} : Número de créditos que comenzaron al inicio del periodo en la calificación i y terminaron al finalizar el periodo en la calificación j .

N_i : Número de créditos que estaban en la calificación i al comienzo del período.

Supuestos

- **Homogeneidad en el tiempo:** Se asume que los patrones de cambio entre calificaciones crediticias no varían significativamente entre períodos

- **Independencia entre Transiciones:** Se supone que las transiciones entre calificaciones son independientes entre sí, lo que significa que el cambio en la calificación crediticia de un prestatario no afecta directamente a otros prestatarios dentro del mismo grupo.
- **Suposición de Markov:** La probabilidad de pasar de un estado i a un estado j depende solo del estado i , no de cómo la entidad llegó allí. Las cadenas de Markov fueron modelos matemáticos que describieron sistemas donde la evolución futura dependía únicamente del estado actual, sin considerar los estados anteriores, lo que implicaba el principio de "sin memoria". En el contexto del riesgo crediticio, las cadenas de Markov se utilizaron para modelar cómo las calificaciones crediticias de los prestatarios cambiaron con el tiempo. Los estados representaban diferentes calificaciones crediticias y las matrices de transición indicaban las probabilidades de que un prestatario pasara de una calificación a otra.
- **No Cambios Regulatorios Significativos:** Se asume que no habrá cambios regulatorios importantes que puedan afectar las políticas crediticias o la evaluación del riesgo durante el período analizado.
- **Proporcionalidad en Transiciones:** Se asume que las transiciones entre categorías son proporcionales y pueden ser representadas adecuadamente mediante probabilidades fijas calculadas a partir de datos históricos.

2.3. Pérdida Crediticia Esperada

Es una medida prospectiva y ponderada por probabilidad del valor presente de todos los posibles déficits de efectivo que puedan surgir de una exposición crediticia a lo largo de su vida (Smith, 2024); en otras palabras, es una estimación que además de

reflejar de que el prestatario no cumpla, también calcula la pérdida que se deriva de este acto.

El objetivo de la medición del riesgo de crédito es la estimación de la distribución ya que a través de la distribución se pueden determinar las pérdidas esperadas en el portafolio crediticio, por lo que la pérdida esperada representa el capital que la institución puede perder como resultado de la exposición al riesgo de crédito en un horizonte de tiempo (Altman , y otros, 2012).

Para poder medir la pérdida esperada se requirió:

- Monto expuesto (ME): corresponde al valor de los activos que están en riesgo al final de un período determinado. Los créditos suelen amortizarse de acuerdo con fechas de pago específicas, lo cual permite prever el saldo restante en una fecha dada. Sin embargo, algunos tipos de créditos no permiten conocer con precisión el monto en riesgo. Este es el caso de los créditos emitidos mediante tarjetas de crédito, líneas de crédito revolventes para capital de trabajo, sobregiros, entre otros, donde los saldos varían conforme a las necesidades del cliente. Estos créditos no tienen un cronograma de pago contractual fijo, por lo que el plazo de liquidación es incierto, lo cual complica la estimación del monto en riesgo.
- Tasa de recuperación (LGD): Es el porcentaje que representa el monto de los activos expuestos con relación al monto expuesto, comúnmente en la mayoría de los créditos se exigen garantías lo que minimiza la pérdida del crédito siempre y cuando sea fácil y de rápida realización.
- Probabilidad de incumplimiento (PI): es la frecuencia con la que al terminar un periodo establecido para el crédito, cualquiera de las dos partes haya incumplido las obligaciones de pago según los términos acordados.

Por lo que la pérdida esperada puede calcularse como:

$$PE = ME * LGD * PI \quad (2.2)$$

2.4. Loss Given Default

Para obtener el cálculo del LGD se hizo uso de fuentes secundarias que usaron la metodología de Basilea II, donde se justificó su uso debido a su enfoque integral para evaluar y gestionar exposiciones crediticias. En estas investigaciones se utilizó el Método Estándar para calcular los requerimientos mínimos de capital, asignando ponderaciones de riesgo a los activos según calificaciones externas y fuentes secundarias, como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 5 *Porcentajes LGD de Basilea II*

Garantía	Tipo	Clasificación Basilea	LGD
BIIND	Bodegas	Bienes raíces	10%
BIIND	Edificaciones	Bienes raíces	10%
BIIND	Galpones	Bienes raíces	10%
BIIND	Terrenos	Bienes raíces	10%
PLAAGD	Terrenos	Bienes raíces	10%
PISCAD	Terrenos	Bienes raíces	10%
PLAIND	Edificaciones	Bienes raíces	10%
PLAIND	Galpones	Bienes raíces	10%

CONVREPR	-	Importes pendientes de Cobro	10%
PAPP	Papel comercial	Importes pendientes de Cobro	10%
ANAVE	Unidades de Transporte	Otro colateral físico	15%
ANAVE	Otro	Otro colateral físico	15%
BIIND	Unidades de Transporte	Otro colateral físico	15%
BIIND	Otro	Otro colateral físico	15%
BIIND	-	Otro colateral físico	15%
BUQUED	Unidades de Transporte	Otro colateral físico	15%
	Otro	Otro colateral físico	15%
BUQUED			
PRAGGAD	Maquinarias	Otro colateral físico	15%
PRAGGAD	Otro	Otro colateral físico	15%
PRCOD	Mercadería	Otro colateral físico	15%
PRCOD	Otro	Otro colateral físico	15%

PRIND	Equipos	Otro colateral físico	15%
PRIND	Maquinarias	Otro colateral físico	15%
PRIND	Unidades de transporte	Otro colateral físico	15%
PRIND	Otro	Otro colateral físico	15%
SIN GARANTIA			25%

Fuente: Autores de esta investigación

2.5. Naturaleza del diseño

Una vez obtenido las matrices, las cuales cabe recalcar son dos matrices trimestrales y una bimestral, realizamos el ponderado entre las tres matrices la cual se realizó de la siguiente manera:

1. **Suma de matrices:** Fue crucial para combinar información de diferentes periodos o escenarios, esto permite consolidar las probabilidades de migración entre calificaciones crediticias a lo largo del tiempo, facilitando un análisis más robusto del riesgo crediticio.

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix}, C = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix} \quad (2.3)$$

Para sumar las matrices se lo realizaría de la siguiente manera:

$$D = A + B + C = \begin{pmatrix} a_{11} + b_{11} + c_{11} & a_{12} + b_{12} + c_{12} \\ a_{21} + b_{21} + c_{21} & a_{22} + b_{22} + c_{22} \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

Por lo que la matriz resultante se define como:

$$D = \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix} \quad (2.5)$$

Donde:

- $d_{11} = a_{11} + b_{11} + c_{11}$
- $d_{12} = a_{12} + b_{12} + c_{12}$
- $d_{21} = a_{21} + b_{21} + c_{21}$
- $d_{22} = a_{22} + b_{22} + c_{22}$

$$D = \begin{pmatrix} a_{11}+b_{11}+c_{11} & a_{12}+b_{12}+c_{12} \\ a_{21}+b_{21}+c_{21} & a_{22}+b_{22}+c_{22} \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

$$D_{ij} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \quad (2.7)$$

2. **Promedio:** Se dividieron las matrices y se obtuvo el promedio

$$P = \frac{1}{3}D = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} a_{11}+b_{11}+c_{11} & a_{12}+b_{12}+c_{12} \\ a_{21}+b_{21}+c_{21} & a_{22}+b_{22}+c_{22} \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

La matriz promedio se puede expresar como.

$$P = \begin{pmatrix} \frac{a_{11}+b_{11}+c_{11}}{3} & \frac{a_{12}+b_{12}+c_{12}}{3} \\ \frac{a_{21}+b_{21}+c_{21}}{3} & \frac{a_{22}+b_{22}+c_{22}}{3} \end{pmatrix} \quad (2.9)$$

El promedio proporcionó una representación más estable y representativa del comportamiento crediticio a lo largo del tiempo. Esto fue especialmente útil para suavizar fluctuaciones en los datos y obtener una visión general del riesgo asociado con diferentes calificaciones crediticias.

Para anualizar las matrices de transición, teniendo en cuenta que tenemos una matriz trimestral, se lo realizó de la siguiente manera,

1. $P_{anualizado}$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix} \quad (2.10)$$

Teniendo matrices de mismo tamaño se pueden multiplicar las matrices de una manera más optima

$$C = A * B = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

Lo cual se calcula como:

$$c_{iv} = \sum_{k=1}^n a_{ik} b_{kj} \quad (2.12)$$

$$c_{11} = a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21}$$

$$c_{12} = a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22}$$

$$c_{21} = a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21}$$

$$c_{22} = a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22}$$

Por lo que la matriz resultante seria:

$$C = \begin{pmatrix} a_{11}b_{11} + a_{12}b_{21} & a_{11}b_{12} + a_{12}b_{22} \\ a_{21}b_{11} + a_{22}b_{21} & a_{21}b_{12} + a_{22}b_{22} \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

Teniendo en cuenta que las matrices estaban siendo anualizadas, fue necesario multiplicarlas cuatro veces por sí mismas. En primer lugar, se obtuvo una matriz elevada al cuadrado al realizar su primera multiplicación por sí misma. Posteriormente, esta matriz se multiplicó nuevamente por su base, resultando en una matriz cúbica. Finalmente, se realizó una cuarta multiplicación, obteniendo así la matriz anualizada, considerando que se partía de tres períodos para completar el análisis.

Quedando de la siguiente manera:

$$A^2 = A * A \quad (2.14)$$

$$A^2 = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a' & b' \\ c' & d' \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

donde:

- $a' = a_{11}^2 + a_{12} * a_{21}$
- $b' = a_{11} * a_{12} + a_{12} * a_{22}$
- $c' = a_{21} * a_{12} + a_{22} * a_{21}$
- $d' = a_{21} * a_{12} + a_{22}^2$

Luego este resultado se multiplicó por la matriz base para obtener el tercer periodo, es decir:

$$A^3 = A * A^2 \quad (2.16)$$

$$A^3 = A * \begin{pmatrix} a' & b' \\ c' & d' \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

Y posteriormente para ser anualizada:

$$A^4 = A^3 * A \quad (2.18)$$

La anualización permitió ajustar las probabilidades de transición a un marco temporal estándar (anual), lo que facilitó comparaciones entre diferentes carteras o períodos. Esto fue esencial para la planificación financiera y la gestión del riesgo, ya que permitió a las instituciones evaluar el comportamiento esperado a largo plazo en lugar de depender únicamente de datos históricos a corto plazo.

2.6. Probabilidad de incumplimiento y corte para el incumplimiento

Las categorías D y E se clasificaron como los niveles más críticos en la evaluación del riesgo crediticio. La categoría D indica un deterioro significativo en la capacidad de pago del prestatario, mientras que la categoría E generalmente se asocia con incumplimientos o créditos castigados. Esta clasificación fue crucial para identificar de manera efectiva a los prestatarios en riesgo de default.

Acorde con el Banco Solidario (2023), las provisiones para créditos en mora se establecieron con base en la clasificación del riesgo. Para las categorías D y E, se

aplicaron porcentajes de provisiones más altos, lo que reflejó la mayor probabilidad de incumplimiento. Esto permitió al banco gestionar adecuadamente su riesgo crediticio y cumplir con las regulaciones establecidas por la Superintendencia de Bancos del Ecuador, como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 6 *Porcentaje de provisión*

Categorías	Porcentaje de provisión	
	Mínimo	Máximo
A1	1%	
A2	2%	
A3	3%	5%
B1	6%	9%
B2	10%	19%
C1	20%	39%
C2	40%	59%
D	60%	99%
E	100%	

Fuente: Superintendencia de Bancos Resolución N° 209-2016-F

- Para los créditos clasificados en la categoría D, el porcentaje de provisión requerido es del 60% al 99%. Esto refleja un riesgo elevado, donde se anticipa una probabilidad significativa de incumplimiento.
- Para los créditos clasificados en la categoría E, que se asocian con incumplimientos o créditos castigados, el porcentaje de provisión es del 100%. Esto significa que el banco debe reservar la totalidad del monto como una medida precautoria ante el incumplimiento.

La utilización de estas categorías como corte para definir el default es un requisito normativo y está alineada con las mejores prácticas internacionales en gestión de riesgos. Esto permite a las instituciones evaluar su exposición al riesgo y tomar decisiones informadas sobre sus carteras crediticias.

2.7. Garantías

El tratamiento de las garantías en Basilea II se basa en asignar ponderaciones por riesgo a las exposiciones garantizadas. La fórmula general para calcular el capital requerido considerando garantías es:

$$\text{Capital Requerido} = \text{Ponderación por Riesgo} \times \text{Exposición Total}$$

Donde:

- **Ponderación por Riesgo:** Depende del tipo de garantía y su calidad. Por ejemplo, si una exposición está garantizada por un activo con una ponderación por riesgo del 50%, se aplicará esa tasa a la parte garantizada.
- **Exposición Total:** Es el monto total del préstamo o exposición crediticia.

Dado que en nuestra base de datos existen operaciones crediticias que tienen más de una garantía entonces se calculó la garantía de la siguiente forma:

$$LGD_{total} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{G_{gi}}{\sum_{j=i}^n G_{gj}} \times LGD_i \right) \quad (2.19)$$

Donde:

- G es el valor de la garantía
- LGD es el porcentaje de la garantía dado por Basilea II.

2.8. Índice de entropía de Shannon

La entropía de Shannon mide la incertidumbre o dispersión de una distribución de probabilidades. En el contexto de una matriz de transición, indica cuán dispersas están las probabilidades de transición desde un estado específico.

Para una distribución de probabilidades $P = [p_1, p_2, \dots, p_n]$, la entropía se calcula como:

$$H = \sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (2.20)$$

Donde:

- p_i : es la probabilidad asociada al estado i .

Una entropía alta indica que las probabilidades están más distribuidas, es decir, no hay un estado al que el sistema transite con alta preferencia.

Una entropía baja significa que las transiciones están concentradas en uno o pocos estados, mostrando mayor determinismo.

2.9. Índice de Herfindahl-Hirschman (IHH)

El Índice de IHH es una medida de concentración que se calcula como la suma de los cuadrados de las probabilidades de transición en cada fila de la matriz de transición.

La fórmula general para calcularlo es:

$$IHH_j = \sum_{i=1}^n P_{ij}^2 \quad (2.21)$$

Donde:

- P_{ij} es la probabilidad de transición del estado i al estado j en la matriz de transición.
- n es el número total de estados posibles (en este caso, las calificaciones crediticias).

Un alto valor de IHH (cercano a 1) para un estado de calificación indica que las transiciones dentro de ese estado son dominantes. Es decir, existe una alta persistencia o estabilidad en la calificación crediticia.

Un valor bajo de IHH (cercano a 0) sugiere que la probabilidad de transición entre los estados es más equilibrada, lo que puede indicar un alto riesgo de cambio en las calificaciones crediticias.

El IHH se utiliza para cuantificar la concentración de la cartera crediticia de una entidad. Un IHH alto indica que un número reducido de prestatarios o sectores concentra una gran parte del riesgo, lo que puede aumentar la vulnerabilidad ante incumplimientos. Esto es crucial para el análisis de riesgo de crédito, ya que una alta concentración puede llevar a pérdidas significativas si uno o varios prestatarios llegan a default (Propuesta para el Fortalecimiento de la Administración Integral de Riesgos, 2024).

2.10. Indicador de porcentaje de deterioro y deterioro más permanencia.

El porcentaje de deterioro refleja únicamente la probabilidad acumulada de transitar hacia estados de mayor riesgo. Sirve para identificar el grado de vulnerabilidad de cada calificación crediticia frente al deterioro.

El porcentaje de deterioro más permanencia combina el riesgo de deterioro con la probabilidad de permanecer en la misma calificación. Proporciona una visión más equilibrada, que incluye tanto la estabilidad como el riesgo inherente de cada calificación.

En estos indicadores no se incluye la calificación E porque su diagonal principal tiene comúnmente una probabilidad del 99%, indicando que prácticamente no transita hacia otros estados. Esto hace irrelevante el cálculo del deterioro y su combinación con la permanencia, ya que el sistema considera a E como un estado "absorbedor" en la matriz de transición, es decir, es un estado del que no se puede salir una vez que se alcanza.

Capítulo 3

Tabla 9 *Matriz de transición de Julio a Agosto*

Julio- Agosto	Calificación								
	A-1	A-2	A-3	B-1	B-2	C-1	C-2	D	E
A-1	91,47%	6,20%	2,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
A-2	2,87%	90,43%	3,83%	2,87%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
A-3	2,33%	0,00%	93,29%	3,21%	1,17%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
B-1	4,10%	1,64%	5,74%	77,87%	9,02%	1,64%	0,00%	0,00%	0,00%
B-2	0,75%	0,00%	2,99%	1,49%	81,34%	11,94%	1,49%	0,00%	0,00%
C-1	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,48%	87,06%	7,96%	1,49%	0,00%
C-2	0,00%	0,00%	0,00%	0,83%	0,00%	7,44%	77,69%	14,05%	0,00%
D	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	3,38%	81,08%	15,54%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,04%	0,00%	0,04%	99,91%

Una vez obtenidas las matrices trimestrales y bimestral, se procedió a calcular el promedio ponderado de estas matrices. Esto permitió obtener una representación más robusta y representativa de las transiciones, considerando la transición trimestral como la mensual de los que se observó el comportamiento de las calificaciones crediticias, obteniendo la siguiente matriz (tabla 10):

Tabla 10 *Promedio ponderado matriz de transición*

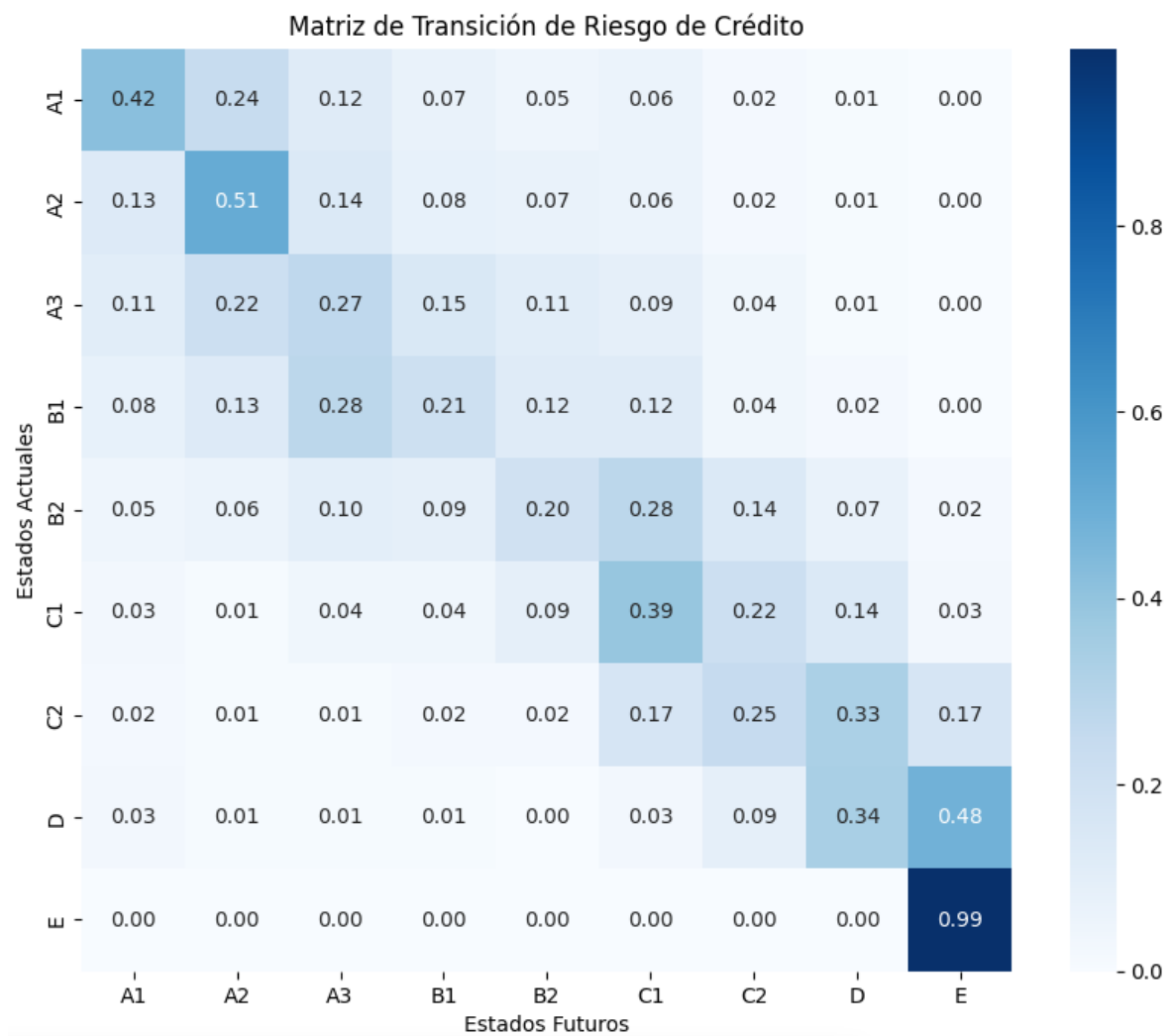
Promedio de matrices	Calificación								
	A-1	A-2	A-3	B-1	B-2	C-1	C-2	D	E
A-1	78,70%	10,07%	5,06%	2,23%	1,58%	1,95%	0,32%	0,00%	0,09%
A-2	5,44%	81,94%	6,02%	2,73%	2,51%	1,23%	0,15%	0,00%	0,00%
A-3	5,28%	11,33%	62,43%	12,23%	6,32%	1,68%	0,73%	0,00%	0,00%
B-1	1,70%	2,06%	26,32%	58,52%	6,54%	4,67%	0,00%	0,18%	0,00%
B-2	1,60%	1,75%	4,88%	5,85%	61,54%	18,18%	5,49%	0,70%	0,00%
C-1	0,82%	0,00%	0,63%	1,81%	6,29%	74,15%	14,70%	1,60%	0,00%
C-2	0,23%	0,00%	0,25%	0,51%	0,23%	11,32%	63,31%	23,92%	0,23%
D	1,60%	0,00%	0,00%	0,27%	0,00%	0,29%	6,75%	73,17%	17,92%
E	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,01%	0,00%	0,18%	99,81%

Luego de obtener el promedio ponderado, se anualizó la matriz de transición, esto se logró multiplicando la matriz promedio obtenida en el paso anterior por sí misma cuatro veces. La multiplicación repetida de la matriz proporciona una estimación

de cómo las calificaciones de crédito evolucionarán a lo largo de un año, esto se utilizó para proyectar el comportamiento de las calificaciones en un horizonte más largo.

A continuación, en la figura 1 se presentan los resultados de la matriz de transición anualizada, que proporciona una visión detallada de las probabilidades de transición esperadas entre los diferentes estados de calificación crediticia para el siguiente año.

Figura 1 *Matriz de transición de riesgo de crédito*



- Categorías de Alto Riesgo:

- La categoría E tiene una probabilidad extremadamente alta de permanecer en default (probabilidad de transición de 0.99), lo que refleja una alta certeza de que los prestatarios en esta categoría no se recuperarán.
- La categoría D también presenta una probabilidad elevada de permanecer en su estado (0.48), pero con menos certeza que E, lo que indica que el riesgo de incumplimiento en esta categoría es considerablemente alto, aunque no tan definitivo.
- Transiciones Críticas:
 - En el caso de las categorías B2 y C1, hay una notable probabilidad de transición hacia categorías de mayor riesgo, como B2 a C1 (0.28) y C1 a D (0.39), lo que resalta la vulnerabilidad de estos prestatarios a un deterioro crediticio.
- Categorías de Bajo Riesgo:
 - Las categorías A1, A2 y A3 tienen bajas probabilidad de mantener su calificación por lo que podríamos decir que esta cartera no es óptima, debido a que solo la A2 tiene una probabilidad mayor al 50%.
 - Pero aun así, la distribución de la mayor parte de las probabilidades de estas calificaciones está dentro de las categorías de bajo riesgo.

A continuación, se presentan el porcentaje de deterioro y el porcentaje de deterioro más permanencia que complementan el análisis, aportando perspectivas adicionales sobre el comportamiento crediticio y la gestión del riesgo en el portafolio.

Tabla 11 *Porcentaje de deterioro y permanencia*

Calificaciones	%Deterioro	%Permanencia	%Deterioro y Permanencia
A-1	57,96%	42,0%	57,96%
A-2	36,24%	50,6%	86,80%
A-3	39,37%	27,2%	66,53%
B-1	29,80%	21,0%	50,83%
B-2	50,33%	19,9%	70,26%
C-1	39,45%	39,5%	78,91%
C-2	50,24%	25,2%	75,47%
D	48,47%	33,7%	82,15%

Según la tabla 11, tenemos los siguientes resultados más relevantes:

- La calificación A2 se caracteriza por un equilibrio llamativo entre deterioro (36.24%) y permanencia (50.6%). Esto sugiere que, aunque estos créditos tienen una probabilidad considerable de permanecer estables, también existe un riesgo relevante de deterioro, combina estabilidad y riesgo, ideal para estrategias de monitoreo intensivo.
- La calificación C-1 presenta una distribución casi pareja entre deterioro (39.45%) y permanencia (39.5%). Esta dualidad puede interpretarse como una señal de incertidumbre, donde las decisiones estratégicas pueden influir en el comportamiento de estos créditos.
- En la calificación D, el porcentaje de deterioro (48.47%) supera al de permanencia (33.7%), esta calificación resalta por su comportamiento absorbente, esto sugiere que los créditos en esta categoría tienen pocas probabilidades de mejorar.
- Las categorías con mayor permanencia relativa tienden a ubicarse en niveles más altos de calificación como A-2, mientras que las categorías intermedias como B-2 y C-2 presentan un deterioro significativo, estas combinan altos niveles de deterioro con porcentajes significativos de permanencia, lo que las posiciona como zonas de alta volatilidad donde pequeñas variaciones en

condiciones económicas o políticas podrían empujar masivamente los créditos hacia estados absorbentes o estabilizarlos.

Por otro lado, tras la construcción y análisis de la matriz de transición anualizada, se procedió a calcular la probabilidad de incumplimiento para cada calificación crediticia. Este cálculo considera las probabilidades de transición hacia los estados D y E, en base a los criterios metodológicos previamente mencionados. Los resultados fueron los siguientes:

Tabla 12 *Probabilidad de incumplimiento*

Calificaciones	Probabilidad Incumplimiento
A-1	1,1%
A-2	0,7%
A-3	1,6%
B-1	1,8%
B-2	8,7%
C-1	17,0%
C-2	50,2%
D	48,5%
E	99,4%

- Las calificaciones A-1 a A-3 muestran una PI que varía entre 0.7% y 1.6%, lo que confirma que estos activos son considerados de muy bajo riesgo crediticio. Estos resultados no solo sugieren una mínima preocupación para los bancos en términos de pérdidas esperadas, sino que también destacan la importancia de mantener políticas estrictas para proteger estas categorías de deterioros.
- Las PI aumentan significativamente, alcanzando 1.8% en B1 y 8.7% en B2. Este cambio nos muestra la vulnerabilidad creciente de estas calificaciones ante cambios posiblemente macroeconómicos o internos de la institución.
- La PI para C1 y C2 alcanza valores del 17.0% y 50.2%, estas categorías son indicadores tempranos de deterioro severo. El riesgo aquí es significativo, pero

manejable si se toman medidas correctivas oportunas, como posible restructuración de deuda.

- Mientras que los estados D y E reflejan un colapso crediticio total, con PI de 48.5% y 99.4%.

Además, cabe recalcar que la probabilidad de incumplimiento está directamente relacionada con las provisiones que los bancos deben realizar. A medida que aumenta la probabilidad de incumplimiento en un estado, se incrementan los requerimientos de provisión. Este comportamiento es fundamental para mantener la estabilidad financiera de las instituciones, al garantizar que cuenten con suficientes recursos para afrontar pérdidas crediticias. En un contexto más amplio, este análisis permite a las instituciones financieras tomar decisiones fundamentadas sobre expansión de portafolios, refinanciamiento de operaciones y diseño de productos financieros enfocados en calificaciones específicas.

Luego de obtener las probabilidades de incumplimiento por calificación crediticia y teniendo los porcentajes de LGD en base a Basilea II, procedimos a calcular la Pérdida Esperada y se obtuvieron los siguientes resultados:

Tabla 13 *Resultados Pérdida Esperada*

Saldo total	\$ 1.296.776.157,23
Pérdida esperada total	\$27.071.417,26
Relación PE/Saldo total	2,09%

- Aunque el monto de la PE puede parecer elevado, tiene sentido considerando el tamaño del saldo total de la cartera. Una pérdida esperada de este nivel es indicativa de que la cartera contiene una mezcla de operaciones con distintos niveles de riesgo, desde calificaciones de alta calidad hasta segmentos más riesgosos.

- La Relación PE/Saldo total señala que, por cada dólar prestado, se espera perder en promedio poco más de 2 centavos. Este porcentaje, que puede parecer bajo, refleja una cartera diversificada y bien gestionada, con una proporción importante de operaciones en calificaciones de bajo riesgo que mitigan el impacto de los segmentos más riesgosos. También es consistente con estándares internacionales, donde valores cercanos al 2-3% suelen considerarse aceptables para carteras con un manejo adecuado del riesgo.

La siguiente tabla presenta la distribución del número de clientes según su calificación crediticia. Este análisis permite identificar la concentración de clientes en cada categoría de riesgo:

Tabla 14 *Número de clientes por calificación y Pérdida Esperada*

Calificación crediticia	Clientes	Pérdida Esperada
A-1	256	\$ 641.920,00
A-2	209	\$ 1.795.549,15
A-3	345	\$ 158.843,81
B-1	116	\$ 306.448,77
B-2	136	\$ 1.148.336,10
C-1	204	\$ 2.324.312,31
C-2	119	\$ 5.755.902,34
D	109	\$ 5.606.395,39
E	96	\$ 9.333.709,40

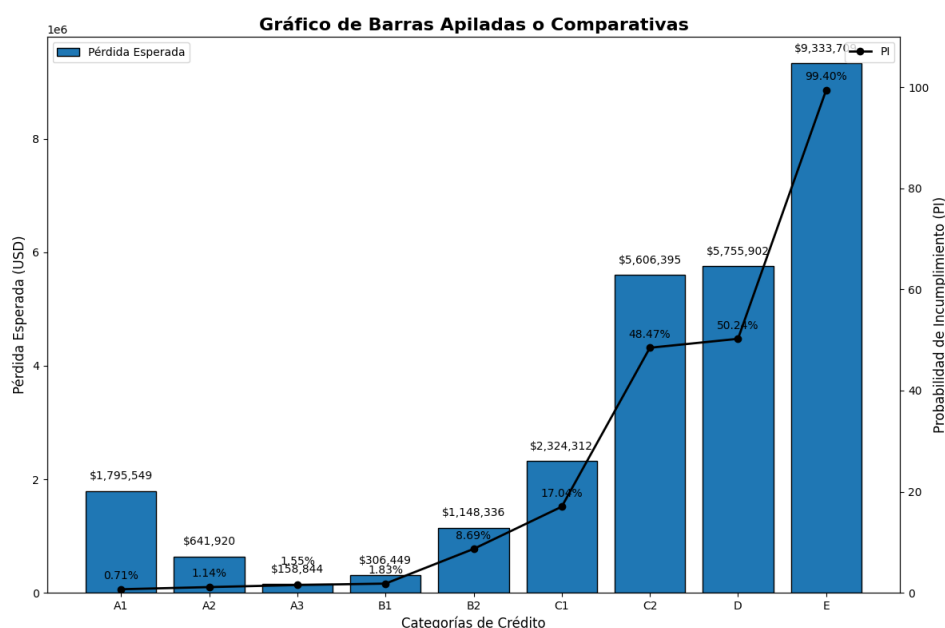
En base a esto se encontraron los siguientes resultados:

- Las categorías A-1, A-2, y A-3, con un total combinado de 810 clientes, representan el 52% del portafolio, pero su pérdida esperada total de \$2.6M que es apenas el 9% de la pérdida esperada total. Esto refuerza la importancia de mantener clientes en calificaciones altas para reducir el riesgo sistémico.
- Las categorías B-2 y C-1 muestran incrementos importantes en la pérdida esperada \$1.1M a \$2.3M a pesar de tener un número relativamente similar de

clientes 136 vs. 204. Esto indica que pequeños descensos en la calidad crediticia pueden generar un impacto desproporcionado en las pérdidas esperadas.

- Por último, la pérdida esperada de C-2 (\$5.7M) es más de 36 veces mayor que la de A-3 (\$158K) y a su vez, sumando la calificación E y D con la menor cantidad de clientes en total tienen una pérdida esperada de \$20.7M más del 7% del total, se puede observar la concentración de riesgo extrema en los niveles más bajos de calificación, es decir que cada cliente en esta categoría representa un riesgo significativamente mayor, lo que tiene implicaciones directas en las provisiones.

Figura 2 *Relación entre PI y PE por Calificación Crediticia*

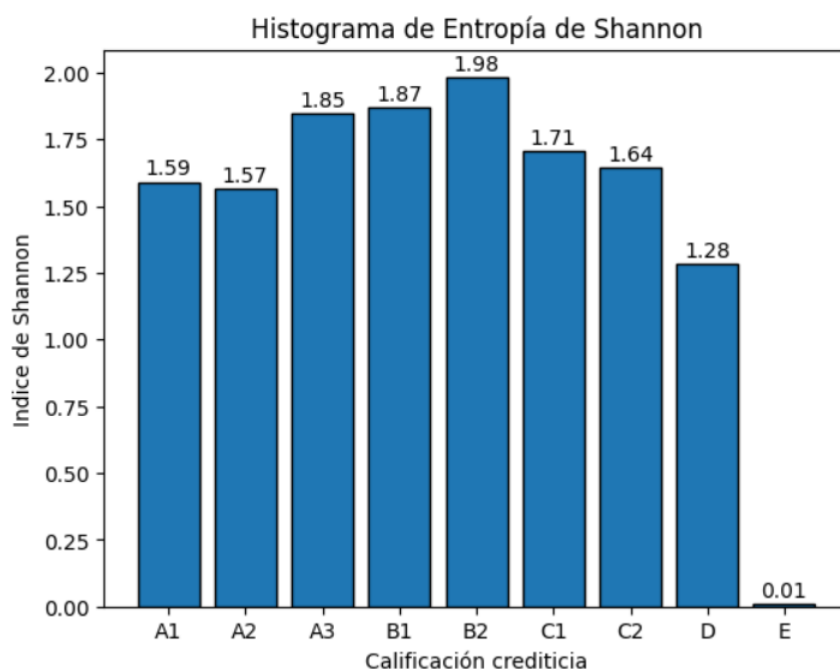


El gráfico de barras apiladas muestra la relación entre la PE en dólares y la PI para cada categoría de crédito. Por ejemplo, la categoría con PI más alto (99.40%) genera \$9,333,709.40 en PE, representando el 34.5% del total, mientras que las categorías con PI de 48.47% y 50.24% aportan juntas \$11,362,297.73, lo que equivale al 42% del total. Esto evidencia una concentración significativa del riesgo en categorías con PI elevado, requiriendo atención prioritaria para estrategias de mitigación, como garantías o límites al crédito.

Además, se observa que categorías con PI moderado (como 17.04%, aportando \$2,324,312.31) también contribuyen de forma importante a la PE, lo que sugiere que no solo las categorías de alto riesgo necesitan monitoreo. Por otro lado, las categorías con PI bajo, pero barras altas reflejan grandes montos de crédito asignados, resaltando la necesidad de diversificar el portafolio para mitigar pérdidas. Este gráfico permite priorizar acciones basadas en el impacto combinado del PI y el tamaño de la PE.

A continuación, la *Entropía de Shannon* nos indicó como se distribuyó el riesgo crediticio entre las categorías de crédito como se muestra en el siguiente gráfico:

Figura 3 *Histograma de Entropía de Shannon*



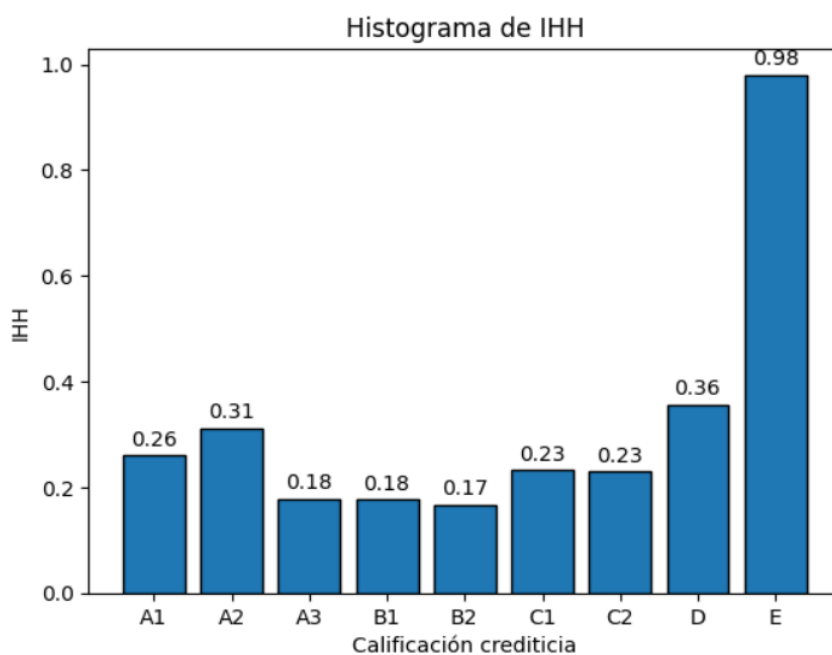
De acuerdo con los resultados obtenidos, se identificó una entropía significativamente baja para la categoría E (Default), con un valor de 0.010. Este resultado indica que la incertidumbre es casi nula respecto a esta calificación, ya que su riesgo está plenamente determinado: al encontrarse en default, no hay ambigüedad sobre

su condición futura. En otras palabras, la categoría E presenta un riesgo inherente ya definido, lo que elimina cualquier incertidumbre adicional sobre su evolución.

Por otro lado, la categoría B2, muestra una entropía considerablemente alta de 1.984. Este valor refleja un alto nivel de incertidumbre, ya que dicha categoría se encuentra en un punto intermedio entre un estado de buen crédito y el riesgo de deteriorarse. Esto la convierte en una categoría especialmente vulnerable, dado que su transición hacia el incumplimiento es altamente probable y su perfil de riesgo es más incierto. Por tanto, B2 representa un estado crítico en el que la gestión del riesgo debe ser prioritaria para minimizar posibles pérdidas.

De igual manera, el *IHH* nos ayudó a evaluar el nivel de concentración del riesgo crediticio en las categorías de crédito como se muestra en el siguiente gráfico:

Figura 4 *Histograma de IHH*



Se observó un cambio notable en la categoría E (Default). Esta categoría, al ser la que concentra el mayor número de prestatarios en incumplimiento, presentó un IHH de 0.980, indicando la mayor concentración de riesgo dentro del portafolio. Este

resultado confirma la elevada probabilidad de incumplimiento asociada a esta categoría, lo cual está alineado con el análisis previo del corte a default y su clasificación como el estado más riesgoso.

En contraste, la categoría B2 obtuvo un IHH de 0.168, reflejando una menor concentración de riesgo en comparación con otras categorías. Esto se debe a que la distribución del riesgo en B2 es más dispersa y proporcional en relación con el portafolio global, lo que indica un nivel de concentración significativamente inferior al observado en estados como E. Estos valores resaltan las diferencias en el perfil de riesgo y concentración entre las distintas categorías crediticias.

3.1. Simulación de Sensibilidad

Antes de las simulaciones, la base original de la Pérdida Esperada (PE) alcanzaba \$27,071,417.26, con las categorías E (\$9,333,709.40) y C-2 (\$5,755,902.34) concentrando la mayor proporción del riesgo crediticio. Este escenario inicial sirvió como referencia para evaluar dos simulaciones: una optimista, reduciendo porcentajes de garantía y PI en categorías clave para disminuir pérdidas, y otra pesimista, aumentando estos parámetros para simular condiciones adversas. Estas simulaciones permitieron analizar la sensibilidad del portafolio y su comportamiento frente a ajustes estratégicos.

Tabla 15 *Perdida Esperada por Calificación y Simulaciones*

Pérdida por Calificación				
Calificación crediticia	Base		Simulación Optimista	Simulación Pesimista
	Pérdida Esperada		Pérdida Esperada	Pérdida Esperada
A-1	\$	641.920,00	\$	629.455,65
A-2	\$	1.795.549,15	\$	1.785.242,85
A-3	\$	158.843,81	\$	132.940,11
B-1	\$	306.448,77	\$	271.986,05
B-2	\$	1.148.336,10	\$	998.286,81
C-1	\$	2.324.312,31	\$	1.900.677,86
C-2	\$	5.755.902,34	\$	5.108.228,59
D	\$	5.606.395,39	\$	4.866.229,38
E	\$	9.333.709,40	\$	6.985.538,88
			\$	22.678.586,18
			\$	33.894.106,40

Escenario Optimista: En la simulación de sensibilidad, se realizaron dos cambios principales: la garantía de bienes raíces (BIIIND), que es la más influyente en las categorías de crédito, se redujo del 10% al 5%, y la probabilidad de incumplimiento (PI) de la categoría E se ajustó de 99.4% a 89%. Estos ajustes se diseñaron para evaluar su impacto en la pérdida esperada total del portafolio. Como resultado, la PE total disminuyó de \$27,071,417.26 a \$22,678,586.18, lo que representó una reducción aproximada del 16.2%. Este resultado se obtuvo principalmente gracias a la reducción en el porcentaje de la garantía de bienes raíces y el ajuste en la PI de la categoría E, lo que tuvo un impacto significativo en las categorías de mayor riesgo, como E y C-2, donde la PE se redujo en \$2,348,170.52 (25.1%) y \$647,673.75 (11.3%), respectivamente. Esto demostró que ajustar las garantías y las probabilidades de incumplimiento puede ser una estrategia clave para mitigar pérdidas en las categorías con mayor riesgo.

Por otro lado, las categorías de menor riesgo, como A-1 y A-2, mostraron reducciones más moderadas, con disminuciones de \$12,464.35 (1.9%) y \$10,306.30 (0.6%), respectivamente. A pesar de ser menores, estos ajustes también reflejaron que

los cambios en los parámetros clave, como el LGD y el PI, impactaron integralmente el portafolio. La categoría E, que anteriormente representaba la mayor proporción de la PE total, sigue siendo importante, aunque con un peso relativo menor dentro del portafolio. Estos resultados permitieron concluir que centrarse en las garantías más influyentes y ajustar las probabilidades de incumplimiento en las categorías críticas genera una mejora sustancial en la estabilidad del portafolio, optimizando el manejo del riesgo crediticio.

Escenario Pesimista: Durante la simulación de sensibilidad, se realizaron ajustes significativos para evaluar su impacto en la Pérdida Esperada (PE). Se incrementó el porcentaje de la garantía de bienes raíces (BIIIND) del 10% al 13%, dada su gran influencia en las categorías más relevantes. Además, se aumentó el porcentaje de los Importes Pendientes de Cobro (PAPP) del 10% al 15%, y el porcentaje de bienes raíces (PLAAGD) también subió del 10% al 15%. Finalmente, la Probabilidad de Incumplimiento (PI) en la categoría D pasó de 48.5% a 66%, mientras que en la categoría E permaneció casi en su valor máximo (99.4%). Como resultado, la PE total creció de \$27,071,417.26 a \$33,894,106.40, lo que representó un aumento de \$6,822,689.14, equivalente al 25.2%. Las categorías D y E mostraron los mayores incrementos, con aumentos del 59.9% y 19.6% respectivamente, evidenciando el impacto significativo de los ajustes en los porcentajes de PI y las garantías.

Por otro lado, las categorías de menor riesgo, como A-1 y A-2, también mostraron aumentos en la PE, aunque en menor medida. Para A-1, la PE pasó de \$641,920.00 a \$655,993.20 (2.2%), y para A-2 aumentó de \$1,795,549.15 a \$1,805,434.05 (0.6%). Estos resultados reflejaron que los ajustes en los parámetros clave también afectan integralmente al portafolio, aunque el impacto fue más moderado en estas categorías. En conjunto, se observó que un aumento en los PI de las categorías

críticas y en las garantías predominantes como bienes raíces puede traducirse en un incremento considerable del riesgo crediticio global.

Capítulo 4

4. Conclusiones y Recomendaciones

4.1 Conclusiones

A continuación, se presentan las conclusiones más relevantes obtenidas de este estudio, que resumen los hallazgos clave sobre las probabilidades de incumplimiento, las transiciones de riesgo y la pérdida esperada en las distintas categorías de crédito:

- El análisis detallado de la matriz de transición permitió identificar las probabilidades de cambio en las calificaciones crediticias, esto demostró que existe una correlación directa entre las calificaciones crediticias y la exposición al riesgo, indicando que una mejor calificación crediticia está asociada con una menor exposición al riesgo. Esto destaca la importancia de una adecuada evaluación crediticia para la gestión del riesgo en las instituciones financieras reforzando la importancia de mantener un portafolio equilibrado y controlar el deterioro de las calificaciones para mitigar riesgos.
- El análisis confirma que las categorías de alto riesgo, como E y D, tienen posibilidades extremadamente altas de incumplimiento, con una probabilidad de permanencia en default superior al 99% en E y alrededor del 48% en D a pesar de que cuentan con menos operaciones, son las que abarcan la mayor pérdida esperada, además categorías intermedias, como B2 y C1, son vulnerables al deterioro, mientras que las de bajo riesgo, A1 y A2, destacan por su estabilidad y alta probabilidad de mantener su calificación. Debido a esto, se pudo notar la concentración de riesgo en las categorías más bajas, lo que requiere estrategias de gestión del riesgo más intensivas como restructuración de deuda, cobro focalizado u prevención y monitoreo o incluso venta o titularización de carteras de alto riesgo.

- La evaluación de sensibilidad mostró que los ajustes en garantías y probabilidades de incumplimiento tienen un efecto directo sobre la Pérdida Esperada. En el escenario optimista, la reducción de garantías y PI disminuyó la pérdida total en un 16.2%, destacando cómo una gestión estratégica puede mitigar el riesgo. En contraste, el escenario pesimista incrementó la Pérdida Esperada en un 25.2% debido a que el cambio del porcentaje fue hacia la garantía más influyente sobre las operaciones, evidenciando el impacto significativo de los ajustes en las categorías de mayor riesgo, resaltando la importancia de ajustar continuamente estos parámetros para mantener el portafolio optimizado.

4.2 Recomendaciones

- Las instituciones financieras deberían incorporar el uso de matrices de transición como parte de su monitoreo de riesgos para gestionar su cartera de crédito y poder proyectar y estimar posibles pérdidas futuras.
- Se debe llevar un control más riguroso sobre los créditos que presentaron mayor probabilidad de incumplimiento para así desarrollar métodos de mitigación de riesgo como reestructuración de deuda, refuerzo de garantías, cobranza focalizada o vender y titularizar las carteras de alto riesgo para minimizar posibles pérdidas.
- Este estudio se limitó a una base de datos que contenía únicamente el número de operación de crédito, el saldo total, la calificación crediticia y las garantías de los últimos ocho meses que se vio reflejado en la necesidad de incorporar variables adicionales como el historial de pagos, ingresos de los clientes, variables demográficas y tasas de interés. Esto permitiría aplicar metodologías avanzadas como CreditMetrics o modelos logit/probit, además

de extender el horizonte temporal de los datos para analizar patrones de transición crediticia a largo plazo y detectar tendencias estructurales.

- Por otro lado, se recomienda desarrollar herramientas tecnológicas para el monitoreo continuo del riesgo crediticio y su relación con factores clave, como Sistemas de Análisis Predictivo como Machine Learning y Plataformas de Monitoreo en Tiempo Real, estas herramientas permitirán analizar variables como datos financieros y condiciones económicas y comportamiento de pago, para identificar y gestionar los riesgos de manera más eficiente y proactiva, mejorando la capacidad de respuesta ante cambios en el portafolio.

Bibliografía

- Altman , E., De La Fuente, M., Elizondo, A., Finger, C., Gutiérrez, J., Gutiérrez, R., . . . Segoviano, M. (2012). *Medición Integral del riesgo crédito* . México: LIMUSA S.A.
- Altman, E., & Saunders, A. (December de 1997). *Researchgate*. Obtenido de Credit risk measurement: Developments over the last 20 years:
https://www.researchgate.net/publication/222452925_Credit_risk_measurement_Developments_over_the_last_20_years
- Baena, R. G., González Mosquera, L. M., & roz, M. (Noviembre de 2005). *BANCO DE ESPAÑA Eurosistema*. Obtenido de Aspectos críticos en la implantación y validación de modelos internos de riesgo de crédito:
<https://repositorio.bde.es/handle/123456789/23055>
- BanEcuador. (Junio de 2023). *BanEcuador*. Obtenido de BanEcuador:
<file:///C:/Users/Asus/Downloads/INFORME%20CALIFICACION%20MES%20DE%20JUNIO%202023.pdf>
- Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (19 de Abril de 2016). *books google*. Obtenido de Introduction to Credit Risk Modeling:
https://books.google.com.ec/books/about/Introduction_to_Credit_Risk_Modeling.html?id=6ITOBQAAQBAJ&redir_esc=y
- Credit force soluciones. (2024). *Credit force*. Obtenido de Recuperación de la Cartera de Crédito: <https://www.credit-force.com/recuperacion-cartera-credito/#:~:text=La%20cartera%20de%20Cr%C3%A9dito%20es,efectivamente%20entregados%20a%20los%20acreditados.>

González, U., & Humberto, L. (Junio de 2003). *Redalyc*. Obtenido de Redalyc:

<https://www.redalyc.org/pdf/825/82510517.pdf>

Gutiérrez, M. E. (Marzo de 2020). *Enciclopedia Ibeamericana*. Obtenido de

Enciclopedia Ibeamericana: <https://enciclopediaiberoamericana.com/riesgo-financiero/>

Jarrow, R. A., Lando, D., & Turnbull, S. (July de 2004). *Researchgate*. Obtenido de A

Markov Model for the Term Structure of Credit Risk Spreads:

https://www.researchgate.net/publication/2948328_A_Markov_Model_for_the_Term_Structure_of_Credit_Risk_Spreads

Jiménez Rodríguez, E. J., & Martín Marín, J. L. (2005). *Universia Business Review*.

Obtenido de Universia Business Review: file:///C:/Users/Asus/Downloads/537-Texto%20del%20art%C3%ADculo-1338-1-10-20140916.pdf

Jiménez, G., & Saurina, J. (2006). Credit Cycles, Credit Risk, and Prudential

Regulation - IJCB - June 2006. *The International Journal of Central Banking*

(IJCB), 34. Obtenido de Credit Cycles, Credit Risk, and Prudential Regulation - IJCB - June 2006.

Martínez Castillo, C. A. (2007). *Scielo*. Obtenido de Scielo:

<https://www.scielo.org.mx/pdf/gpp/v16n2/1405-1079-gpp-16-02-465.pdf>

Medina, R. S. (2008). *El riesgo de crédito en el marco del Acuerdo Basilea II*. Madrid :

Delta Publicaciones.

Morgan, J. (2 de Abril de 1997). *Google Academic*. Obtenido de Google Academic:

<http://marshallinside.usc.edu/dietrich/RiskMetricsIntrotoCreditMetrics.pdf>

Nickell, P., Perraudin, W., & Varotto, S. (2000). *Journal of Banking & Finance*.

Stability of rating transitions, 203-227. Obtenido de

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0378426699000576>

Ocaña, E. (Septiembre de 2021). *Superintendencia de Bancos del Ecuador* . Obtenido

de Superintendencia de Bancos del Ecuador :

[https://superbancos.gob.ec/estadisticas/portalestudios/wp-](https://superbancos.gob.ec/estadisticas/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2022/05/matrices-transicion-sep-21-3.pdf)

[content/uploads/sites/4/downloads/2022/05/matrices-transicion-sep-21-3.pdf](https://superbancos.gob.ec/estadisticas/portalestudios/wp-content/uploads/sites/4/downloads/2022/05/matrices-transicion-sep-21-3.pdf)

Pilco Guilcarema, J. C. (Octubre de 2022). *Dspace*. Obtenido de Dspace:

<http://dspace.esPOCH.edu.ec/bitstream/123456789/18024/1/20T01641.pdf>

Polo, M. D. (2004). *BDE*. Obtenido de BDE:

[https://www.bde.es/f/webbde/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/](https://www.bde.es/f/webbde/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/11/ref2004.pdf)

[RevistaEstabilidadFinanciera/11/ref2004.pdf](https://www.bde.es/f/webbde/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/RevistaEstabilidadFinanciera/11/ref2004.pdf)

Propuesta para el Fortalecimiento de la Administración Integral de Riesgos. (20 de

Diciembre de 2024). Obtenido de Federacion Central de Cooperativas de Ahorro

y Prestamos: [https://fccap.mx/propuesta-para-el-fortalecimiento-de-la-](https://fccap.mx/propuesta-para-el-fortalecimiento-de-la-administracion-integral-de-riesgos/)

[administracion-integral-de-riesgos/](https://fccap.mx/propuesta-para-el-fortalecimiento-de-la-administracion-integral-de-riesgos/)

Smith, J. (13 de Junio de 2024). *Faster Capital*. Obtenido de Faster Capital:

[https://fastercapital.com/es/contenido/Perdida-crediticia-esperada--un-nuevo-](https://fastercapital.com/es/contenido/Perdida-crediticia-esperada--un-nuevo-enfoque-para-la-prevision-del-riesgo-crediticio.html#-Qu--es-la-perdida-crediticia-esperada-y-por-qu--es-importante-)

[enfoque-para-la-prevision-del-riesgo-crediticio.html#-Qu--es-la-p-rdida-](https://fastercapital.com/es/contenido/Perdida-crediticia-esperada--un-nuevo-enfoque-para-la-prevision-del-riesgo-crediticio.html#-Qu--es-la-perdida-crediticia-esperada-y-por-qu--es-importante-)

[crediticia-esperada-y-por-qu--es-importante-](https://fastercapital.com/es/contenido/Perdida-crediticia-esperada--un-nuevo-enfoque-para-la-prevision-del-riesgo-crediticio.html#-Qu--es-la-p-rdida-crediticia-esperada-y-por-qu--es-importante-)

SuperIntendencia de Bancos. (Junio de 2017). *SuperIntendencia de Bancos*. Obtenido

de SuperIntendencia de Bancos: [https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-](https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2017/06/L1_X_cap_II.pdf)

[content/uploads/downloads/2017/06/L1_X_cap_II.pdf](https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2017/06/L1_X_cap_II.pdf)

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (28 de Febrero de 2023).

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. Obtenido de Calificación de activos de riesgo y constitución de provisiones: <https://www.seps.gob.ec/wp-content/uploads/Calificacion-activos-riesgo.pdf>

Tayus, T. A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (22 de Mayo de 2012). *Scielo*. Obtenido de Scielo : http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S1692-33242012000100009&script=sci_arttext