

Determinación de la estimación preventiva para riesgos de crédito a través de matriz de transición

Determination of the preventive estimate for credit risk through a transition matrix

Mtro. Luis Antonio Barragán González^{1*}

¹ Instituto de Estudios Superiores en Finanzas

Resumen

Este artículo presenta una metodología para calcular la Estimación Preventiva para Riesgo de Crédito mediante la utilización de una Matriz de Transición basada en cadenas de Markov. A partir de información histórica, se construye una matriz que refleja las probabilidades de migración entre diferentes niveles de calificación crediticia. Estas probabilidades permiten calcular la pérdida esperada de manera más precisa y alineada con el comportamiento real de la cartera. El enfoque propuesto ofrece una alternativa a los métodos tradicionales empleados por las entidades financieras. La aplicabilidad del modelo se demuestra a través de un estudio de caso con datos reales de una Cooperativa de Ahorro y Préstamo, evidenciando su utilidad en contextos caracterizados por información limitada o alta volatilidad crediticia. El modelo destaca por su capacidad para mejorar la gestión del riesgo de crédito y optimizar la constitución de reservas preventivas, contribuyendo así a una mayor solidez financiera.

Palabras clave: riesgo de crédito; matriz de transición; pérdida esperada; calificación crediticia; migración de riesgo.

Abstract

This article presents a methodology for calculating the Preventive Estimate for Credit Risk using a Transition Matrix based on Markov chains. Using historical data, a matrix is constructed that reflects the probabilities of migration between different levels of credit rating. These probabilities allow for a more accurate estimation of expected loss, aligned with the actual behavior of the loan portfolio. The proposed approach offers an alternative to the traditional methods used by financial institutions. The model's applicability is demonstrated through a case study using real data from a Savings and Loan Cooperative, highlighting its usefulness in contexts characterized by limited information or high credit volatility. The model stands out for its ability to enhance credit risk management and optimize the establishment of preventive reserves, thereby contributing to greater financial strength.

Keywords: credit risk; transition matrix; expected loss; credit rating; risk migration.

* Egresado del Doctorado en Finanzas por el Instituto de Estudios Superiores en Finanzas. Correo: ingase.col@gmail.com. Orcid: 0009-0000-0199-9731.

Introducción

La administración de riesgo de crédito en las instituciones financieras es un proceso fundamental, los reguladores y supervisores requieren medidas que detecten y prevengan dichos riesgos con el fin de proteger a inversionistas y ahorradores, pero sobre todo a mantener la estabilidad financiera de la institución.

Según Elizondo, al examinar el balance de una institución financiera, se observa que la principal fuente de riesgo de crédito proviene del lado de los activos. Estos activos se dividen en activos financieros (como inversiones y reportos), activos con naturaleza crediticia (como préstamos de consumo, comerciales e hipotecarios) y otros activos.

En el caso de las instituciones crediticias en México, como Bancos, SOCAP, SOFIPO, SOFOMES, el riesgo de crédito se ha convertido en la principal causa de pérdidas, ya que los activos crediticios pueden representar hasta el 80% o 90% de los activos totales de la institución. Esta alta exposición destaca la importancia de gestionar adecuadamente el riesgo de crédito para garantizar la estabilidad financiera y evitar pérdidas significativas.

De acuerdo con de Lara Haro (2018) el riesgo de crédito se define como la pérdida potencial que se registra con motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera, también, argumenta Lara, se puede concebir como un deterioro en la calidad crediticia de la contraparte.

Para valorar el riesgo de crédito es necesario

obtener la pérdida esperada y para ello se debe determinar, entre otros elementos tales como el monto expuesto y la severidad de la pérdida, la probabilidad de incumplimiento. El proceso de valuación del riesgo de crédito es importante ya que a partir de ello se pueden establecer las estimaciones preventivas, la necesidad de crear dichas estimaciones, surge de la naturaleza del riesgo crediticio, que como se mencionó en el párrafo anterior, es la posibilidad de que un deudor no cumpla con sus obligaciones de pago.

Las entidades financieras al otorgar créditos, se exponen a este riesgo y para mitigarlo, deben establecer mecanismos de gestión y control. Una de las medidas para gestionar y controlar el riesgo de crédito es la estimación preventiva para riesgos crediticios (EPRC).

La EPRC es una técnica o instrumento utilizado por las instituciones financieras para anticipar y cubrir posibles pérdidas en su cartera crediticia, debido a la posibilidad de que la contraparte incumpla con sus obligaciones de pago. Esta estimación se realiza mediante un análisis de la cartera de crédito, considerando factores como la probabilidad de impago, y se refleja en los estados financieros como una provisión o reserva.

En este trabajo se propone la aplicación de técnicas cuantitativas para evaluar y medir el riesgo de crédito en una Cooperativa de Ahorro y Préstamo. Entre los modelos utilizados destaca la matriz de transición, herramienta que permite analizar el comportamiento de la cartera crediticia y asignar una calificación al conjunto de créditos otorgados, de acuerdo con

su evolución y estatus a lo largo del tiempo.

De acuerdo a diversas disposiciones emitidas por los reguladores, las instituciones financieras deben de calificar y constituir EPRC, el presente trabajo propone para ello, utilizar un modelo con base en una matriz de transición que nos permita determinar la pérdida esperada (PE), la pérdida no esperada (PNE) e incluso el Valor en Riesgo (VaR) de la cartera. Este modelo cumple con lo requerido por la autoridad ya que califica la cartera y determina las provisiones requeridas para cubrir el riesgo de la cartera crediticia.

Metodología

Este estudio se basó en una base de datos exportada a Excel, que contiene información detallada de la cartera total de socios de una Sociedad Cooperativa de Ahorro y Préstamo (SOCAP). A partir de esta base se extrajeron las variables necesarias para el análisis: número de socio, número de préstamo, saldo y días de mora.

Para el ejercicio analítico se trabajó con dos bases de datos. La primera, denominada base histórica, se consideró como el punto de partida para asignar las calificaciones crediticias iniciales. La segunda, denominada base actual, refleja la situación más reciente de los créditos. El proceso de calificación se efectuó en función de los días de mora registrados, conforme a los criterios establecidos en el Cuadro 1.

Cuadro 1. Bandas de EPRC
“Consumo”

Calificación	Días de mora
1	0
2	1 a 7
3	8 a 30
4	31 a 60
5	61 a 90
6	91 a 120
7	121 a 180
8	181 o más

Fuente: Anexo C Disposiciones de Carácter General SOCAP

Es importante señalar que el análisis solo consideró aquellos créditos que estaban presentes tanto en la base histórica como en la base actual, excluyendo deliberadamente los créditos otorgados en cualquier momento dentro del horizonte de análisis, ya que estos no permiten evaluar una posible migración de calificación.

La asignación de calificaciones crediticias se llevó a cabo conforme a los rangos definidos en las Disposiciones de Carácter General emitidas por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV), complementados con los criterios de evaluación crediticia utilizados por Standard & Poor's, como se presenta en el Cuadro 2. Esta clasificación permitió segmentar la cartera en ocho niveles de riesgo crediticio, facilitando posteriormente la construcción de la matriz de transición.

Cuadro 2. Descripción de las calificaciones crediticias

Días de mora		Calificación		Descripción
0	0	1	AAA	La más alta calidad crediticia
1	7	2	AA	Muy alta calidad crediticia
8	30	3	A	Alta calidad crediticia
31	60	4	BBB	Buena calidad crediticia
61	90	5	BB	Calidad especulativa
91	120	6	B	Calidad altamente especulativa
121	180	7	CCC	Alto riesgo de incumplimiento
más de 180		8	D	Probable impago

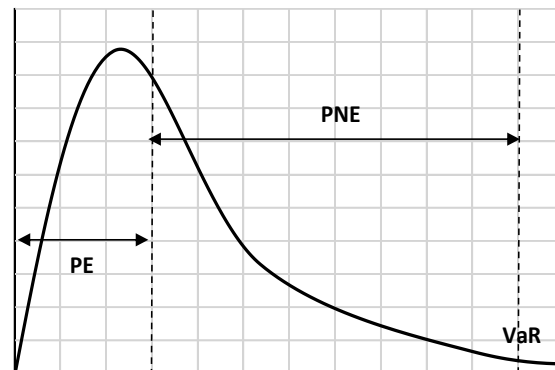
Fuente: Elaboración propia

El periodo de análisis comprendió de octubre al cierre de septiembre (12 meses), y tanto el ordenamiento como el tratamiento de los datos se realizaron utilizando herramientas del paquete Microsoft Excel. En las secciones siguientes se describen el fundamento matemático y las definiciones teóricas que sustentan el modelo propuesto.

La pérdida esperada de un portafolio de activos crediticios representa la cantidad estimada de capital que una institución podría perder como consecuencia de su exposición al riesgo de crédito, en un periodo determinado. Según Wilson (1997, como se cita en Elizondo, 2004), esta estimación constituye un elemento central en la gestión del riesgo crediticio, ya que refleja el costo inherente de participar en el negocio del crédito.

La figura 1 representa la distribución de probabilidad de las pérdidas asociadas a dicha exposición. En esta distribución, la pérdida esperada se ubica en el valor medio, es decir, el punto central en torno al cual se agrupan las pérdidas más probables. Sin embargo, las carteras de crédito no son estáticas: a medida que cambia la calidad crediticia de los clientes

o las condiciones del entorno económico, también se modifican las posibles pérdidas. Las desviaciones respecto a la pérdida esperada se conocen como pérdidas no esperadas.

Figura 1. Distribución de pérdida

Fuente: Elaboración propia

Estas pérdidas no esperadas capturan la variabilidad y la incertidumbre asociadas al comportamiento de la cartera. Se calculan a partir de la dispersión de la distribución de pérdidas y se suelen definir como la diferencia entre un cierto percentil de dicha distribución y la pérdida esperada. El percentil elegido depende del nivel de confianza que se quiera alcanzar en la estimación del riesgo, y comúnmente se emplea el Valor en Riesgo (VaR) de crédito como umbral para definir este

límite.

En este contexto, las instituciones deben establecer reservas preventivas que permitan cubrir al menos las pérdidas esperadas, las cuales deben entenderse no como una posibilidad remota, sino como una consecuencia probable al colocar créditos. Para cuantificarlas de forma adecuada, se consideran tres componentes fundamentales:

Monto Expuesto al Riesgo (ME): Es el valor total de los activos crediticios que están sujetos a posible incumplimiento al cierre del periodo de análisis.

Probabilidad de Incumplimiento (PI): Representa la probabilidad de que un acreditado entre en una situación de morosidad o incumplimiento definitivo, lo que en teoría financiera se denomina un “estado absorbente”.

Tasa de Recuperación (T): Se refiere al porcentaje del monto expuesto que la institución espera recuperar, ya sea por medio de garantías, procesos de cobranza o liquidación de activos.

Estos tres factores se combinan en la fórmula más comúnmente utilizada para calcular la pérdida esperada (PE):

$$PE = ME \times (1 - T) \times PI$$

Donde:

PE: es la pérdida esperada.

ME: es el monto expuesto.

T: es la tasa de recuperación.

PI: es la probabilidad de incumplimiento.

Esta expresión permite a las instituciones anticipar sus necesidades de provisiones y diseñar estrategias de mitigación de riesgos que fortalezcan la resiliencia de su portafolio crediticio ante eventos adversos.

La matriz de transición crediticia es una herramienta fundamental en la evaluación del riesgo de crédito, ya que permite estimar la probabilidad de que un crédito con determinada calificación experimente un cambio en su calidad crediticia durante un periodo de tiempo específico. A este fenómeno se le denomina probabilidad de migración crediticia.

Estas matrices son de especial relevancia porque proporcionan una base cuantitativa para analizar el potencial deterioro que una cartera de crédito podría experimentar en el futuro. Al modelar cómo podrían evolucionar las calificaciones de los créditos (ya sea hacia mejoras, deterioros o incluso incumplimientos) las matrices de transición permiten anticipar riesgos futuros y estimar las posibles pérdidas asociadas. Este conocimiento es clave para la gestión activa del riesgo crediticio y para establecer reservas preventivas adecuadas que permitan mitigar impactos adversos en los estados financieros.

De manera formal, la probabilidad de transición P_{ij} representa la probabilidad de que un crédito con calificación i al inicio del periodo, migre a una calificación j al final del mismo. La matriz de transición $P=[P_{ij}]$ está

conformada por estos valores, y describe el comportamiento de los créditos que comienzan el periodo en un estado i y terminan en un estado j .

Este proceso puede ser modelado mediante una cadena de Markov, la cual asume que la probabilidad de transición hacia un nuevo estado depende únicamente del estado actual y no de los anteriores. Esta propiedad hace que el modelo sea particularmente útil para describir el comportamiento dinámico de la calidad crediticia dentro de un portafolio de préstamos. A continuación, se presenta una matriz de transición representativa, asociada a las probabilidades de migración crediticia en un intervalo de tiempo $[t, T]$, adaptada de Venegas (2008):

$$P_{t,T} = \begin{matrix} & \begin{matrix} A & B & I \end{matrix} \\ \begin{matrix} A \\ B \\ I \end{matrix} & \begin{pmatrix} P_{AA}(T, t) & P_{AB}(T, t) & P_{AI}(T, t) \\ P_{BA}(T, t) & P_{BB}(T, t) & P_{BI}(T, t) \\ P_{IA}(T, t) & P_{IB}(T, t) & P_{II}(T, t) \end{pmatrix} \end{matrix}$$

Este tipo de análisis permite a los administradores de riesgo proyectar el comportamiento futuro de una cartera crediticia, evaluar el impacto de distintos escenarios económicos y calcular medidas complementarias como el Valor en Riesgo (VaR) de crédito o la pérdida no esperada, en función de los posibles movimientos entre estados crediticios.

Resultados

La propensión de los créditos a migrar de una calificación a otra puede modelarse eficazmente mediante una matriz de transición cuadrada de dimensión $n \times n$, donde n representa el número de niveles de calificación definidos. En este estudio, se establecieron ocho niveles de calificación, por lo que trabajamos con una matriz de transición de dimensión 8×8 .

Con base en el procesamiento de los datos disponibles, se construyó inicialmente una matriz de frecuencias, la cual permite identificar cuántos créditos migraron de un estado j a un estado i durante el periodo de análisis. A partir de esta matriz de frecuencias, se determinó la proporción p_{ij} correspondiente a cada transición, es decir, la fracción de la cartera en el estado j que migró al estado i en el periodo considerado. Estas proporciones conforman la matriz de transición $P = (p_{ij})$, que sintetiza el comportamiento dinámico de la calidad crediticia de la cartera.

Partimos de una clasificación inicial de la cartera, que se presenta en el Cuadro 2. A continuación, mediante un análisis comparativo entre dos bases de datos (una base histórica -Base 1- y una base actualizada -Base 2-) se obtuvo la matriz de frecuencias correspondiente, mostrada en el Cuadro 3. Con esta matriz de frecuencias como insumo, se construyó finalmente la matriz de transición (ver Cuadro 4), que constituye un insumo clave

para el análisis de riesgo crediticio y la estimación de pérdidas no esperadas.

Cuadro 3. Matriz de Frecuencia

Calificación Final	Calificación Inicial								Total de Créditos
	1	2	3	4	5	6	7	8	
1	3884	4	100	8	4	1	0	2	4003
2	4	1	0	0	0	0	0	0	5
3	61	0	14	1	2	0	0	0	78
4	1	0	23	5	1	0	0	0	30
5	1	0	0	17	2	0	0	0	20
6	0	0	0	2	6	4	2	1	15
7	1	0	0	0	0	8	14	0	23
8	1	0	0	1	0	0	10	54	66
TOTALES	3953	5	137	34	15	13	26	57	4240

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 4. Matriz de Transición

Calificación Final	Calificación Inicial								Total de Créditos
	1	2	3	4	5	6	7	8	
1	97.03%	0.10%	2.50%	0.20%	0.10%	0.02%	0.00%	0.05%	100%
2	80.00%	20.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100%
3	78.21%	0.00%	17.95%	1.28%	2.56%	0.00%	0.00%	0.00%	100%
4	3.33%	0.00%	76.67%	16.67%	3.33%	0.00%	0.00%	0.00%	100%
5	5.00%	0.00%	0.00%	85.00%	10.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100%
6	0.00%	0.00%	0.00%	13.33%	40.00%	26.67%	13.33%	6.67%	100%
7	4.35%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	34.78%	60.87%	0.00%	100%
8	1.52%	0.00%	0.00%	1.52%	0.00%	0.00%	15.15%	81.82%	100%
X_t	33.68%	2.51%	12.14%	14.75%	7.00%	7.68%	11.17%	11.07%	

Fuente: Elaboración propia

El registro p_{ij} de la matriz de transición P representa la proporción de la cartera que migra del estado j al estado i durante un periodo determinado. Es importante señalar que estos registros son proporciones y no porcentajes. La fila de totales de la matriz refleja la distribución de la cartera al finalizar el periodo, indicando la probabilidad de retención o migración por nivel de calificación. Esta distribución puede representarse mediante un vector de estado X ,

el cual contiene las probabilidades asociadas a cada nivel de calificación.

Bajo el supuesto de que el sistema puede encontrarse en cualquiera de los estados posibles, y aplicando el enfoque de un proceso de Markov, las probabilidades de transición se expresan mediante el vector de estado:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$$

donde x_j representa la probabilidad de que el sistema se encuentre en el estado j .

Como se mencionó anteriormente, la matriz de transición representa un proceso estocástico que refleja las probabilidades de migración de un estado o calidad crediticia a otro. En este contexto, si la última columna de la matriz corresponde a un estado de impago, esta columna contendrá la probabilidad de incumplimiento para cada nivel de calificación. Una vez que la cartera ha sido calificada y se han determinado las probabilidades de transición entre los distintos estados crediticios, podemos derivar la probabilidad de incumplimiento por banda de calificación. Para ello, en nuestro caso, calculamos la probabilidad de incumplimiento como la suma de las probabilidades contenidas en las últimas cuatro columnas de la matriz de transición. Estas columnas representan las transiciones hacia los estados de impago, por lo que su suma proporciona una estimación precisa del riesgo de incumplimiento para cada banda de calificación. El resultado se muestra en el Cuadro 5.

Cuadro 5. Probabilidad de Incumplimiento

Calif	PI
1	0.17%
2	0.00%
3	2.56%
4	3.33%
5	10.00%
6	86.67%
7	95.65%
8	96.97%

Fuente: Elaboración propia

La pérdida esperada se calcula utilizando la siguiente expresión matemática:

$$PE = ME \times PI \times (1 - T)$$

Esta fórmula permite estimar el monto que potencialmente se perdería como consecuencia del riesgo crediticio, ajustado por la recuperación esperada.

En el presente análisis, la pérdida esperada se ha calculado con base en los datos obtenidos de la matriz de transición y las estimaciones de los parámetros anteriormente descritos. Los resultados se presentan en el Cuadro 6, donde se muestra la pérdida esperada para cada banda de calificación.

Para la estimación del Valor en Riesgo (VaR) en el contexto del riesgo crediticio, es necesario calcular previamente la Pérdida No Esperada (PNE). Esta se define como la desviación estándar de la pérdida esperada, y su función es capturar la incertidumbre asociada que no está contemplada dentro de la pérdida promedio anticipada. En esencia, la PNE representa el componente estocástico del riesgo y, al incorporarse al análisis, proporciona una visión más completa del posible impacto financiero adverso.

El cálculo de la PNE se lleva a cabo mediante los siguientes pasos:

1. Se calcula la suma de las desviaciones al cuadrado de cada observación respecto al valor de la pérdida esperada.
2. Dicha suma se divide entre el número

de observaciones menos uno ($n-1$), con el fin de obtener la varianza muestral.

3. Posteriormente, se obtiene la raíz cuadrada de la varianza, lo que proporciona la desviación estándar.
4. Finalmente, esta desviación estándar se

multiplica por un valor Z correspondiente al nivel de confianza deseado, según una distribución normal estándar. Por ejemplo, para un nivel de confianza del 99%, el valor Z es 2.57583.

Cuadro 6. Perdida Esperada

Calif.	ME	PI	(1-T)	PE
1	122,870,203	0.0017	0.9153	196,673
2	318,043	-	1.0000	-
3	2,990,958	0.0256	0.9999	76,683
4	880,488	0.0333	0.9998	29,345
5	592,879	0.1000	0.9942	58,944
6	423,419	0.8667	1.0000	366,963
7	829,352	0.9565	0.9998	793,143
8	1,648,419	0.9697	0.9988	1,596,576
PE =				3,118,327

Fuente: Elaboración propia

Cuadro 7. Perdida No Esperada

PE	Promedio PE	Desviación respecto a la media	Cuadrado de la desviación respecto de la media
196,673	389,791	-	193,118
-	389,791	-	389,791
76,683	389,791	-	313,108
29,345	389,791	-	360,446
58,944	389,791	-	330,847
366,963	389,791	-	22,828
793,143	389,791	-	403,352
1,596,576	389,791	-	1,206,785
			2,146,194,350,451
Varianza			306,599,192,922
Desviación estándar			553,714
PNE			1,426,273

Fuente: Elaboración propia

Este procedimiento permite cuantificar de manera más precisa el riesgo adicional no contemplado en las pérdidas esperadas y, por lo tanto, mejora significativamente la estimación

del VaR.

El Valor en Riesgo resulta de la suma de la pérdida esperada y la pérdida no esperada, integrando así tanto el componente previsible

como el incierto de las posibles pérdidas:

$$\text{VaR} = 4,544,600$$

Este enfoque es esencial en la gestión y evaluación del riesgo crediticio, ya que permite a las instituciones anticipar escenarios de pérdidas extremas con una mayor precisión y establecer estrategias de mitigación más robustas.

Discusión

En 1991, Edward Altman utilizó datos de Standard & Poor's para analizar la manera en que los bonos corporativos migran entre distintos niveles de calificación crediticia. En ese estudio, introdujo el uso de cadenas de Markov para modelar procesos aleatorios que describen cómo la calificación de una empresa puede cambiar a lo largo del tiempo, mediante el uso de matrices de transición. Esta metodología representa un avance significativo en el análisis cuantitativo del riesgo crediticio. El presente trabajo retoma la propuesta de Altman como base metodológica, aunque con algunas variantes importantes. A diferencia de Altman que enfocó su análisis en el deterioro de la calificación de bonos corporativos, en este estudio se evalúa el comportamiento crediticio de una cartera de préstamos otorgados durante un período determinado, esta propuesta implica un enfoque más operacional y aplicado a instituciones financieras que otorgan crédito al consumo o productivo.

Una diferencia clave radica en la forma de modelar el estado de incumplimiento. En el modelo original, Altman incorpora una columna específica para el estado de impago. En contraste, en este análisis se propone que las últimas cuatro columnas de la matriz de transición representen el llamado estado absorbente, el cual, conforme a lo señalado por Venegas (2008), describe una condición crítica de difícil recuperación para los acreditados que han migrado a esos niveles. La suma de dichas columnas se interpreta como la probabilidad de incumplimiento (PI).

Una vez estimada la probabilidad de incumplimiento por banda de calificación, se cuenta con los elementos necesarios para calcular la pérdida esperada (PE). Esta se obtiene al multiplicar el monto expuesto (ME), la probabilidad de incumplimiento (PI) y la severidad de la pérdida ($1 - T$), donde T es la tasa de recuperación esperada.

Cabe destacar que uno de los principales retos en esta etapa fue la heterogeneidad de las condiciones de los créditos en la cartera, lo cual dificultaba establecer un único valor de T . Para superar esta limitación, se optó por utilizar una tasa de recuperación generalizada del 22%, dado que la mayoría de los créditos (en el sector cooperativo) exigen ese porcentaje de reciprocidad o garantía líquida. No obstante, se reconoce que existen créditos con aforos de 1 a 1 y otros con menores niveles de reciprocidad, por lo que dicho valor se asumió como un parámetro promedio razonable.

En cuanto a la calificación general de la cartera, esta se determinó a partir del valor máximo del

vector de estados X_k , obtenido mediante el proceso de Markov. La interpretación de esta calificación se basa en los criterios establecidos por la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) para las Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo, complementados con los parámetros y criterios utilizados por Standard & Poor's.

Finalmente, es importante subrayar que el resultado obtenido a través de este análisis matemático y estadístico no representa una pérdida efectiva, sino una estimación referencial que permite a la institución establecer reservas preventivas. Estas reservas son fundamentales para hacer frente a posibles contingencias derivadas del incumplimiento crediticio, fortaleciendo con ello la gestión del riesgo y la solvencia institucional.

Conclusiones

El análisis de la cartera crediticia resulta esencial para conocer su calidad, establecer calificaciones objetivas y anticipar el posible deterioro de los activos en el futuro. Esta información permite a las instituciones financieras tomar decisiones estratégicas, como la constitución adecuada de reservas preventivas frente a eventuales contingencias por riesgo de crédito.

Este estudio se centró en la medición y evaluación del riesgo crediticio mediante un modelo de migración basado en matrices de transición. A partir de estas matrices fue posible estimar la probabilidad de

incumplimiento para cada nivel de calificación. El objetivo central fue demostrar que el uso de métodos cuantitativos alternativos, distintos a los enfoques tradicionales, permite estimar con mayor precisión las provisiones necesarias para cubrir el riesgo crediticio, logrando así una asignación óptima de los recursos.

Los resultados obtenidos confirman que el modelo propuesto resulta relevante ya que, cumple con los objetivos planteados al ofrecer una medición precisa del riesgo crediticio mediante el análisis de la matriz de transición. Cada celda de la matriz de transición representa una probabilidad específica de migración entre calificaciones, lo que facilita la visualización del comportamiento probable de la cartera. Además, mediante el vector de estado X_k , se pudo determinar la distribución esperada del portafolio en los distintos niveles de riesgo, lo que permitió asignar una calificación agregada a la cartera.

El propósito principal -determinar la cantidad a reservar para cubrir el riesgo de crédito- fue alcanzado satisfactoriamente. La aplicación del análisis probabilístico permitió calcular no solo la pérdida esperada, sino también la pérdida no esperada e incluso el VaR, lo que aporta certeza cuantitativa sobre la suficiencia de las reservas constituidas.

Desde una perspectiva institucional, este tipo de modelos fortalece la administración de riesgos, al tiempo que favorece la estabilidad financiera y la toma de decisiones informadas por parte de la alta dirección. Un modelo como el aquí propuesto no solo mejora la

productividad y rentabilidad de la entidad, sino que constituye una herramienta estratégica de gran utilidad en el contexto operativo de las SOCAP.

En conclusión, el modelo de transición basado en cadenas de Markov se presenta como una alternativa viable, robusta y accesible para evaluar el riesgo crediticio de las carteras de una sociedad cooperativa de ahorro y préstamo. No obstante, se reconoce que el campo de la medición del riesgo crediticio continúa en evolución. Cada vez surgen modelos más sofisticados, por lo que el verdadero reto consiste en adoptar metodologías acordes al perfil y contexto de cada institución, procurando siempre un equilibrio entre complejidad técnica, aplicabilidad y utilidad para la toma de decisiones.

Referencias

- Benninga, S., & Mofkadi, T. (2022). *Modelado financiero* (5.^a ed.). The MIT Press.
- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Allen, F. (2020). *Principios de finanzas corporativas*. McGraw-Hill.
- De Lara Haro, A. (2018). *Medición y control de riesgos financieros* (4.^a ed.). Limusa.
- Elizondo Flores, A. (2013). *Medición integral del riesgo de crédito*. Limusa.
- HR Ratings. (2023). *Banca múltiple en México*. <https://www.hrratings.com/pdf/SectorialMicrofinancieras2023.pdf>
- Martínez Vázquez, D., Bucio Pacheco, C., & Cabello Rosales, A. (2021). Proyección markoviana para 2020 y 2021 de las calificaciones corporativas en México. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas, Nueva Época (REMEF)*, 16(1). <https://doi.org/10.21919/remef.v16i1.504>
- Núñez Mora, J. A., et al. (2023). Predicción del *default*: Una revisión completa de LendingClub. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas, Nueva Época (REMEF)*, 18(3), e886. <https://doi.org/10.21919/remef.v18i3.886>
- RiskMetrics Group. (1999). *RiskMetrics technical document and CorporateMetrics technical document*. RiskMetrics Group.
- Rodríguez, A., & Venegas, F. (2010). Indicadores de rentabilidad y eficiencia operativa de la banca comercial en México. *Problemas del Desarrollo*, 41(161), 165–191.
- Secretaría de Hacienda y Crédito Público. (2009, 13 de agosto). *Disposiciones de carácter general aplicables a las actividades de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo (CUSCAP)*. Diario Oficial de la Federación.
- Searle, S. R., & Willett, L. S. (2001). *Matrix algebra for applied economics*. John Wiley & Sons.
- Stevenson, W. J. (2006). *Estadística para administración y economía*. Alfaomega.
- Vela Zavala, S., & Caro Anchay, A. (2015). *Herramientas financieras en la evaluación del riesgo de crédito*. Universidad Inca Garcilaso de la Vega.
- Venegas-Martínez, F. (2008). *Riesgos financieros y económicos*. Cengage Learning.