



**Modelo para el análisis de riesgo crediticio basado en el modelo  
de Markov para una empresa del sector alimenticio**

Por

**Marlon Walter Batioja Bravo**

**Nathalia Restrepo Valencia**

Trabajo presentado como requisito parcial para optar al título de Magíster en  
Administración Financiera

Asesor

Brayan Ricardo Rojas Ormaza, FMR, Msc.

UNIVERSIDAD EAFIT

Cali, junio, 2022

© 2022 por Marlon Walter Batioja Bravo y  
Nathalia Restrepo Valencia  
Todos los Derechos Reservados

## Resumen

El riesgo de crédito busca evitar o reducir la posibilidad de pérdida de los recursos de la organización, que se genera por el incumplimiento del pago de las obligaciones por parte de un deudor; este puede ser controlado con políticas y procedimientos que se ajustan a la reglamentación vigente y al perfil de riesgo de la compañía, a través de un adecuado porcentaje de provisiones de cartera.

El presente trabajo tiene como propósito desarrollar un modelo de riesgo crediticio basado en el modelo de Markov, que permita realizar seguimiento a los clientes de una compañía Pyme, que se dedica a la elaboración de materias primas para la industria alimenticia, con la finalidad de analizar el riesgo de incumplimiento a través de matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) y posteriormente proyectar la pérdida esperada.

**Palabras claves:** Riesgo crediticio, Modelo crediticio, Matriz de transición, Otorgamiento de crédito, Cadenas de Markov, Pérdida esperada, Probabilidad de incumplimiento.

## **Abstract**

The credit risk seeks to avoid or reduce the possibility of loss of the resources of the organization generated by the non-payment of obligations by a debtor, this can be controlled with policies and procedures that comply with current regulations and the risk profile of the company, through an adequate percentage of portfolio provisions. The aim of this work is to develop a credit risk model based on Markov model that would allow customers of a small company that is dedicated to the production of raw materials for the food industry, to analyze the risk default through Credit Transition Matrices (CTMs) matrices and subsequently Project the expected loss.

**Key words:** Credit risk, Credit model, Transition matrix, Granting of credit, Markov chains, Expected loss, Probability of default.

## Contenido

1. Introducción .....	7
2. Situación de estudio .....	10
3. Objetivos .....	11
3.1 Objetivo general .....	11
3.2 Objetivos específicos.....	11
4. Marco teórico.....	12
4.1 Modelos de riesgo crediticio .....	16
4.1.1 Modelo de Markov.....	17
4.1.2 Creditmetrics.....	19
4.1.3 Creditrisk.....	20
4.1.4 Creditrisk+.....	21
5. Metodología.....	21
6. Resultados .....	24
6.1 Construcción de las matrices a través del modelo de Markov.....	28
7. Conclusiones y Recomendaciones .....	37
7.1 Conclusiones.....	37
7.2 Recomendaciones.....	39
Referencias .....	41
Anexos .....	46

## Índice de tablas

Tabla 1. Clasificación crediticia.....	24
Tabla 2. Porcentaje de obligaciones en mora por clasificación crediticia. ....	25
Tabla 3. Porcentaje de facturación en mora anual por clasificación crediticia .....	26
Tabla 4. Clasificación de 30 días .....	29
Tabla 5. Matriz generadora.....	29
Tabla 6. Resultados de transición $i$ a $j$ .....	30
Tabla 7. Clasificación a 60 días .....	30
Tabla 8. Matriz generadora.....	31
Tabla 9. Resultados de transición $i$ a $j$ .....	31
Tabla 10. Clasificación de 90 días .....	32
Tabla 11. Matriz generadora.....	32
Tabla 12. Resultados de transición $i$ a $j$ .....	33
Tabla 13. Pérdida esperada.....	36

## Índice de figuras

Figura 1. Etapas del crédito .....	10
------------------------------------	----

## Índice de ilustraciones

Ilustración 1. Matriz de transición.....	18
--	----

## Índice de gráficos

Gráfico 1. Participación anual .....	27
--------------------------------------	----

## 1. Introducción

Las operaciones en los negocios están rodeadas de incertidumbres e inseguridad en cuanto a los riesgos financieros que puedan llegar a presentarse en una compañía. ¿Qué es el riesgo?, en finanzas, se entiende como la probabilidad de observar diferentes rendimientos a los esperados por la entidad (Vaca Sigüeza & Orellana Osorio, 2020). Las múltiples situaciones de riesgo pueden poner en conflicto los objetivos y alcance de metas de la compañía, y es por esto por lo que se deben tener identificados para su correcta administración.

El riesgo de crédito representa la probabilidad de impago de las deudas o créditos contraídos con las entidades, esto permite que las mismas puedan medir qué tanto podrían arriesgar ofreciendo créditos, para el caso del sector Pyme, que son las compañías que representan un mayor impacto en la economía colombiana por su crecimiento; se quiere analizar entonces los factores que influyen en las decisiones que se toman frente al comportamiento y capacidad crediticia de los clientes.

Actualmente, en Colombia, las Pymes representan el 90% de las empresas del país y el 11,6% lo representa la Industria manufacturera (DANE, 2020). Sin embargo, aunque cuentan con una importancia alta en la economía, la mayoría de sus empresas no cuentan con la educación financiera adecuada, y su crecimiento se basa en las propias decisiones del personal.

Las Pymes, cada día, le apuntan al crecimiento y a la ampliación de su portafolio, lo que genera abarcar nuevos clientes e incluso aumentar las ventas a los clientes actuales, ocasionando aumento de los créditos para garantizar la continuación o el cierre de la negociación. Por lo anterior, resulta necesario para dichas empresas establecer mecanismos que permitan identificar la probabilidad de incumplimiento de los clientes, desde el momento en que solicitan los créditos, logrando tomar una

buena decisión o la que sea más conveniente para la organización, por medio de la medición de la exposición de riesgo.

Para la realización de este proyecto, se escoge una empresa del sector alimentos, que tiene como objeto la elaboración de materias primas para industria de alimentos; la compañía es colombiana, se encuentra ubicada en Yumbo (Valle del Cauca) y sus clientes son grandes, medianas y pequeñas industrias de alimentos del país y del exterior. La finalidad es desarrollar un modelo que le permita conocer cuál es la probabilidad de impago de los clientes, a través de la estimación de posibles pérdidas.

Por ser una compañía del sector privado, se encuentra regulada por la Dirección de Impuestos y Aduanas Nacionales (DIAN) y, por sus activos, aplica para ser vigilada por la Superintendencia de Sociedades, que se encarga de ejercer vigilancia para las compañías de este sector; además, debe desarrollar el sistema financiero bajo las Normas Internacionales de Información Financiera (NIIF) y, según las condiciones establecidas de la norma, aplica las normas internacionales en el grupo 2 y debe seguir su desarrollo según el Decreto 3022 de 2013, “por el cual se reglamenta la Ley 1314 de 2009 sobre el marco técnico normativo para los preparadores de información financiera, que conforman el grupo 2” (Ministerio del Comercio, Industria y Turismo, 2013, p. 1).

De acuerdo con la información suministrada anteriormente y considerando la importancia del sector industrial, su comportamiento en el mercado y la influencia que ejerce en la economía colombiana, este trabajo investigativo está basado en desarrollar una metodología mediante un modelo en el que se pueda realizar gestión crediticia, permitiendo de forma adecuada, tener herramientas para el análisis de riesgo crediticio y así estimar adecuadamente la probabilidad de incumplimiento, con la finalidad de tomar decisiones con respecto al otorgamiento del mismo.

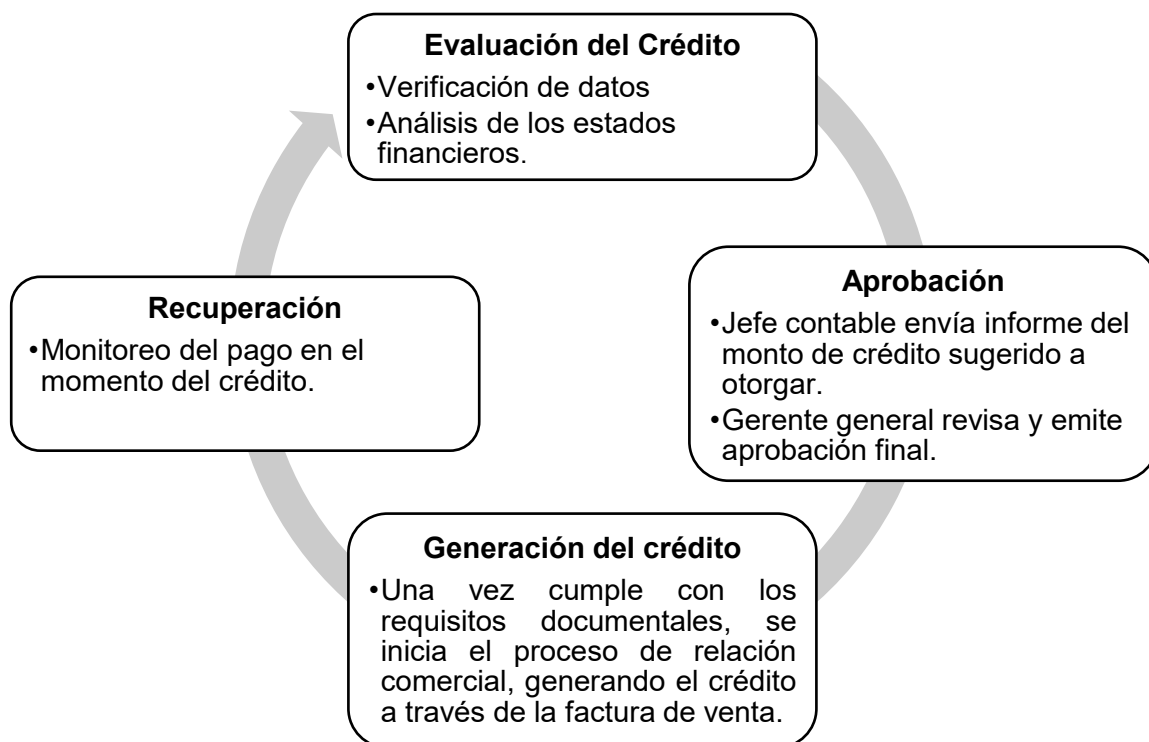


Para el desarrollo de los objetivos planteados, se revisará inicialmente la literatura existente de los modelos de riesgo de crédito, que puedan otorgar información de la pérdida esperada; después de este paso, a partir de la información disponible por la compañía, se determinará cuál será el modelo definitivo que se desarrollará para la compañía; en la tercera parte, se iniciará el proceso de construcción del modelo y sus respectivas pruebas de valoración y validación, para posteriormente emitir conclusiones y recomendaciones propias del caso.

## 2. Situación de estudio

Actualmente la empresa no posee un mecanismo que permita estimar la probabilidad de incumplimiento de sus clientes, dentro del proceso de aprobación del crédito. El proceso se lleva a cabo de la siguiente forma:

**Figura 1.** Etapas del crédito



Fuente: Elaboración propia, 2022.

Actualmente, el proceso con el que cuenta la compañía para el otorgamiento de crédito no es suficientemente robusto y no garantiza que sea el estudio adecuado, ya que según información suministrada, se han presentado en varias ocasiones que cuando el informe del análisis de los estados financieros no arroja resultados

positivos para el cupo y días de crédito, inmediatamente el área comercial interfiere directamente con el gerente para que se apruebe, sin tener en cuenta las observaciones generadas por la jefe contable de la compañía.

Además de lo que se mencionó anteriormente, es claro que la compañía no tiene una metodología que permita evaluar la probabilidad de incumplimiento de los créditos otorgados a sus clientes; es por esto por lo que con el modelo propuesto, se pretende que la empresa pueda estimar la probabilidad de incumplimiento de sus clientes y que, a su vez, le facilite al comité de crédito la toma de decisiones para evitar poner el riesgo el patrimonio de la compañía por un mal comportamiento.

### **3. Objetivos**

#### **3.1 Objetivo general**

Diseñar un modelo de análisis de riesgo crediticio de cartera, basado en el modelo de Markov para una empresa del sector alimenticio.

#### **3.2 Objetivos específicos**

- Identificar los criterios necesarios para construir Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) a través del modelo de Markov.
- Establecer un modelo de riesgo crediticio basado en las Matrices de Transición de Calificación Crediticia (MTCC) a través del modelo de Markov.
- Aplicar el modelo de riesgo crediticio en la empresa del sector de alimentos, para la cartera de sus clientes durante el periodo 2016-2021.

#### 4. Marco teórico

La identificación, medición y control de riesgos es una disciplina fundamental de los procesos que requieren toma de decisiones; su origen es tan antiguo que permite abarcar varios tipos de riesgo, según el proceso que se esté llevando a cabo. Para esta investigación se hablará del riesgo de crédito, que se define como la probabilidad de incumplimiento de pago de una operación financiera en los términos establecidos, generando que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos (Cardona Hernández, 2004).

La administración del riesgo de crédito es un elemento fundamental para mantener la estabilidad de las instituciones del sistema financiero sobre las empresas, ya que hace parte de la incertidumbre producida en el rendimiento de una inversión, debido a los cambios producidos en el sector en el que se opera.

Para una adecuada administración es importante conocer los diferentes tipos de riesgo que se pueden presentar en las compañías:

- Riesgo de migración: Se presentan cuando se producen una rebaja en la calificación crediticia.
- Riesgo de incumplimiento: Es la probabilidad de incurrir en una pérdida si la contraparte no cumple con la obligación; según Zapata, la probabilidad de incumplimiento se refiere a la frecuencia relativa con que pueda ocurrir que la contraparte no cumpla con las obligaciones contractuales para pagar la deuda que ha contraído (Zapata Galindo, 2003).
- Riesgo de exposición: Es el riesgo que se genera por la incertidumbre de pagos futuros, que están expuestos a variables del mercado.

- Riesgo Colateral: Este riesgo varía según las garantías que ofrezca la contraparte.
- Además de los tipos de riesgo crediticio, existen tres aspectos que intervienen en la cuantificación de pérdidas por riesgo crediticio, que son los siguientes:
  - La pérdida esperada: Es una medida anticipada de las pérdidas a la cartera.
  - La pérdida no esperada: Determina una volatilidad de las pérdidas respecto al valor medio.
  - Capital regulatorio y económico: Es el capital necesario para proteger a la entidad financiera ante pérdidas elevadas, superiores a la pérdida esperada. (Bonás Piella, Llanes Mateu, Usón Catalán & Veiga Fernández, 2007)

Para el desarrollo de la investigación, se hablará de la cuantificación a través de Pérdida Esperada (PE), que puede definirse como el monto de capital que podría perder una institución, como resultado de la exposición crediticia en un horizonte de tiempo dado (Press & Wilson, 1978).

Para el cálculo de la pérdida esperada es importante tener clara la definición de incumplimiento, porque con base en esta, se calcula la probabilidad de que un cliente tenga esta condición, el incumplimiento es cuando una obligación alcanza una altura de mora en la que la entidad asume la pérdida de capital.

La pérdida esperada se calcula mediante la siguiente ecuación:

**Ecuación 1:**  $PE = E * PI * SP$

Donde:

E: Exposición: Es el monto del capital e intereses adeudado en el momento del incumplimiento.

PI: Probabilidad de incumplimiento (Default). Es la probabilidad de incumplimiento de la obligación, se divide en dos elementos:

- Default real: Es el crédito de impago, que se presenta cuando la mora crece indefinidamente con el tiempo y sus garantías (si existen), se hacen efectivas y llega hasta las últimas instancias judiciales, esto varía según el tipo de crédito, las garantías, el entorno legal, las condiciones macroeconómicas, entre otras.
- Default técnico: Es el crédito de impago, que, a mayor altura de mora, se determina una menor posibilidad de que el crédito se ponga al día y es muy poco probable que el crédito vuelva estar en 0 días de mora.

SP: Severidad de la pérdida. Es la pérdida por incumplimiento para la entidad cuando la contraparte incumple la obligación.

Para el cálculo de la severidad de la pérdida, es importante conocer la tasa de recuperación, ya que es la medida en que se puede recuperar el valor del préstamo y los intereses devengados, y su resultado puede variar por la política empresarial y las condiciones macroeconómicas.

A partir de la ecuación anterior, la pérdida esperada puede aumentar si el monto de la exposición aumenta y/o si la probabilidad de incumplimiento aumenta, además las provisiones de capital se basan en el resultado obtenido de esta ecuación.

En caso de presentarse incumplimiento de los pagos y que la compañía no tenga la proyección de la posible pérdida esperada que puede incurrir, se pueden presentar los siguientes cambios:

- La quiebra: El patrimonio de la empresa puede ser negativo.
- La moratoria: Se aplaza el pago de una deuda vencida.
- El repudio: La entidad rechaza la validez de la deuda.
- La reestructuración: Se renegocian los términos de la operación.
- El vencido y el exigible: La deuda resulta vencida y exigible por alguna causa.  
(Bonás Piella, Llanes Mateu, Usón Catalán & Veiga Fernández, 2007)

Para calcular la probabilidad de incumplimiento, existen diferentes metodologías estadísticas que se utilizan, dependiendo de las características del crédito y de la información disponible por parte de la compañía, entre ellas se encuentran, la regresión logística, el análisis discriminante, análisis probit, redes neuronales, árboles de decisión y matrices de transición (Cardona Hernández, 2004).

De acuerdo con la importancia que tiene el riesgo crediticio para una compañía, por el impacto que puede tener sobre su estabilidad financiera y debido a las diferentes crisis económicas que surgieron en EEUU y que permitieron detectar que existían ciertas debilidades en las normas, que si se hubieran identificado e implementado a tiempo habrían permitido prevenir la crisis, se origina la nueva normativa contable NIIF 9 o (IFRS 9 en inglés), que tiene como objetivo establecer los principios para la información financiera sobre los activos financieros y potenciar la estabilidad financiera con la fórmula para evitar futuras crisis, de manera que presente información útil y relevante para los usuarios de los estados financieros (Escudero Pazmiño, 2020).

Esta norma es importante para las empresas, porque con la integración comercial de los países, surge la necesidad de fijar estándares en los procesos contables y financieros globales, permitiendo brindar transparencia, comparabilidad internacional e información, que permitan la identificación de oportunidades y riesgo (Fundación IFERS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad, 2017).

Además, tiene incluida dentro de sus capítulos, el modelo de pérdida esperada que, aunque es aplicada a las empresas clasificadas en el Grupo 1, es de obligatorio cumplimiento para ser reportado en Colombia, según la Ley 314 de 2009.

#### **4.1 Modelos de riesgo crediticio**

Existen múltiples modelos de riesgo crediticio que se han desarrollado a lo largo de la historia, para evaluar la pérdida esperada, debido al incumplimiento del plazo o monto de crédito acordado. Estos modelos cada vez han ido evolucionando, debido a las exigencias de cada país; por ejemplo, en Colombia, los entes de control como la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), requieren que las entidades vigiladas cuantifiquen la pérdida esperada y no esperadas para los riesgos financieros.

Así mismo, se han desarrollado varias metodologías para la construcción de los modelos de riesgo de crédito, que en su mayoría se encuentran enfocadas al cálculo de la probabilidad de incumplimiento, ya sea para evaluar la probabilidad en un cliente o en un portafolio de producto, su elección depende de la información disponible por parte de la compañía a evaluar. Entre las metodologías, se encuentran: la econometría, simulación, optimización y modelos financieros (Aguas González, 2005).

En el año 1991, Edward Altman utilizó los datos de la calificadora de riesgo estadounidense, para determinar la manera en que los bonos corporativos migran de un nivel de calidad a otro (Altman et al., 2012). Con base a esto se origina la aplicación de las cadenas de Markov continuas y discretas, mediante la Matriz de



Transición, que permitió evaluar las probabilidades de migración de un estado de calificación a otro.

En la matriz de transición obtenida por Altman, se evidencia que los elementos sobre la diagonal representan las probabilidades de que la calidad de un crédito permanezca en su estado actual y la última columna de la matriz proporciona una proporción de la probabilidad de incumplimiento (Altman et al., 2012).

#### 4.1.1 Modelo de Markov

El modelo de Markov (Sánchez Galán, 2016) o mejor llamado como cadena de Markov, es una serie de eventos en donde la probabilidad de que ocurra un evento depende del pasado histórico de lo que se está estudiando, este tipo de modelos sirve para analizar el comportamiento de determinados tipos de procesos estocásticos (aleatorios), que representa un sistema que varía su estado a lo largo del tiempo, existiendo en cada cambio una matriz de transición.

Las cadenas de Markov permiten analizar y estimar futuros patrones de conducta de los individuos, de acuerdo con la experiencia y resultados anteriores, lo cual se puede ver reflejado en diferentes campos como la morosidad.

Las nociones de cadenas de Markov se puede extender a un tiempo continuo  $t \geq 0$ , por lo que se dice que  $X_t$ ,  $t \geq 0$ , es una cadena de Markov, si para cualquier  $0 \leq s_0 < s_1 < \dots < s_n < s$  y posibles estados,  $i_0, \dots, i_n, i, j$  se tiene que:

$$P(X_{t+s} = j \mid X_s = i, X_{s_n} = i_n, \dots, X_{s_0} = i_0) = P(X_t = j \mid X_0 = i)$$

Es decir, que la probabilidad de ir desde  $i$  en el tiempo  $s$  hasta  $j$  en el tiempo  $s + t$  solo depende de  $t$ .

La probabilidad de que un proceso pase del estado  $i$  al estado  $j$  en  $k$  pasos, se ordena en una matriz como:

### Ilustración 1. Matriz de transición

$$P^{(k)} = \begin{bmatrix} P_{11}^{(k)} & P_{12}^{(k)} & \dots & P_{1n}^{(k)} \\ P_{21}^{(k)} & P_{22}^{(k)} & \dots & P_{2n}^{(k)} \\ P_{n1}^{(k)} & P_{n2}^{(k)} & & P_{nn}^{(k)} \end{bmatrix}$$

Fuente: Elaboración propia, 2021.

A través de este esquema, se puede calcular la probabilidad de incumplimiento de un deudor frente a un acreedor, para una institución financiera.

Las cadenas de Markov muestran la estabilidad que usualmente se debe encontrar en la evaluación de riesgo crediticio empresarial, permitiendo demostrar que el método de análisis empleado por la compañía ha servido durante el ciclo.

Para el uso de este modelo, se debe contar con información histórica, que permita evaluar el comportamiento en un periodo de tiempo.

Dentro de los diferentes modelos, también es importante evaluar el modelo NIIF 9, que tiene implementado el análisis de la probabilidad de incumplimiento, según el grupo al que pertenece la compañía.

La mayoría de los estudios realizados aplicando las matrices de transición o modelo de Markov, se basa en entidades financieras y no del sector real, sin embargo, es importante mencionar uno de los estudios realizados en el 2014 para el análisis crediticio en una cartera de vivienda, en el estudio realizado por Montoya Sánchez & Arrobo Lapo (2014). Los autores mencionan que la calidad de las matrices generadas dependen de las bases de datos históricas de préstamos, que incluyan la correcta asignación de las calificaciones crediticias, conforme a la normativa; además mencionan que las matrices permiten visualizar cambios en las categorías de calificación de riesgo crediticio desde un bajo hacia un alto riesgo, mediante la búsqueda de altas probabilidades, lo que permite generar alertas tempranas sobre el deterioro financiero de la cartera de créditos, permitiendo generar acciones correctivas oportunas a este tipo de segmento.

También es importante mencionar que el riesgo de crédito involucra algunas fases como: identificación, medición, control y monitoreo. En la fase de medición se utilizan sistemas de calificación que, a su vez, son importantes manejarlos en el modelo de Markov, ya que permiten determinar categorías de riesgo para cada crédito, con la finalidad de cuantificar el riesgo crediticio.

La calificación puede determinarse según métodos externos existentes o métodos internos, que puede desarrollar la compañía según sus necesidades y sus objetivos.

#### **4.1.2 Creditmetrics**

El modelo fue desarrollado en Estados Unidos, por el banco J.P, Morgan el 02 de abril de 1997, para medir el riesgo de crédito durante un periodo determinado, con la posibilidad de que se puedan producir cambios de mejoras o empeoramientos en

la calidad crediticia de la contraparte, causando en el peor de los casos, el estado de incumplimiento del pago (Morgan J.P, 1997).

El modelo Creditmetrics es uno de los más utilizados, debido a que modela las probabilidades de migración de la calidad de los préstamos, a través del uso de sistemas de calificación crediticia en forma discreta, empleando matrices de transición durante un periodo de tiempo específico, con la finalidad de conocer las probabilidades de que un deudor con una calificación inicial, pueda migrar a otra calificación en un periodo de tiempo; los cambios en el valor y las pérdidas de incumplimiento y esperadas de los créditos, se estiman a partir de datos estadísticos e información del mercado (RiskMetrics Group, 2007).

### **4.1.3 Creditrisk**

Los modelos de Creditrisk pueden ser divididos en dos grupos: los modelos basados en la intensidad que debe tener el estudio por su grado de complejidad, y los modelos estructurales, que son una medida de evaluación del riesgo de incumplimiento o default (Perotti, s.f.).

El modelo fue desarrollado por el banco Credit Suisse Financial Products en el año 1997, el cual supone que la contraparte tiene dos probabilidades, caer en incumplimiento o mantenerse solvente. Este supuesto permite determinar los activos líquidos e ilíquidos.

Este tipo de modelo solo puede ser utilizado cuando existe gran cantidad de datos de mercado, pero en muchos países no es posible aplicarlo, porque no cuentan con un mercado de bonos corporativos desarrollados (Perotti, s.f.).

#### **4.1.4 Creditrisk+**

El modelo fue propuesto por el Banco Credit Suisse, parte del esquema de calificaciones para determinar la probabilidad de no pago de los réditos es diferente con respecto al modelo CreditMetrics<sup>TM</sup>, por la forma en cómo utilizan las probabilidades de impago y en cómo se determinan las pérdidas, dado el incumplimiento.

Con base a la información anterior y con la finalidad de tener control sobre el objetivo financiero, es importante tener conocimiento acerca del procedimiento para el otorgamiento y control de crédito a sus clientes, teniendo en cuenta que se entiende por crédito la inversión realizada en un cliente, ligada a la venta de un producto o servicio, con la finalidad de incrementar las ventas (Leal Fica, Aranguiz Casanova & Gallegos Mardones, 2016).

Los autores en la materia de administración del riesgo crediticio mencionan que, para evaluar las pérdidas esperadas en las compañías o instituciones financieras, es importante la selección de un modelo que se adapte según la información histórica disponible.

### **5. Metodología**

Para determinar cuál era el modelo que se debía de implementar, se llevó a cabo una investigación de las metodologías que la literatura menciona; una vez realizada la investigación y después de tener claro qué se requería para la aplicación de cada modelo, fue necesario iniciar el proceso de recolección de análisis de información disponible por parte de la compañía.

Para iniciar con la aplicación del modelo fue necesario descargar la base de datos, que se encuentra registrada en el programa SAP Business One 9,3 de la compañía, definiendo como población de estudio la cartera de los últimos seis años, que corresponde al periodo de enero de 2016 a junio de 2021 y se selecciona como muestra la cartera de los clientes nacionales.

La información que arrojó la base de datos fue la siguiente (Anexo 1):

- Código del cliente
- Nombre del cliente
- Crédito en días
- Número de factura
- Fecha contable
- Fecha de vencimiento
- Fecha de pago
- Días tomados con respecto al pago y fecha de vencimiento
- Presupuesto mensual
- Ejecución mensual

La base de datos fue depurada, teniendo en cuenta los siguientes criterios de exclusión:

- Clientes inactivos
- Clientes internacionales
- Clientes con datos faltantes o duplicados

Después de depurar toda la información requerida de la base de datos para el desarrollo de este trabajo, fue necesario desarrollar una tabla que permitiera conocer cuál era el comportamiento de la obligación mes a mes (Anexo 2).

Una vez obtenida la información básica y necesaria de la base de datos, se analizaron las diferentes metodologías que, de acuerdo con el tamaño y la calidad de la información, podían ser utilizadas para su desarrollo y, con base a esto, se estableció que el tipo de modelo más adecuado para la aplicación es el modelo de Markov.

Posteriormente a la selección del modelo y con el propósito de estimar las probabilidades de transición de calificación crediticia, se definió la calificación crediticia y los dos métodos, el discreto y continuo. En el método discreto se considera la migración desde una calificación al inicio del periodo y una al final del periodo, sin considerar las calificaciones intermedias por las que paso el crédito, y en el modelo continuo se considera secuencias de migraciones entre categorías intermedias (Valencia Rentería & Zambrano Valencia, s. f.).

Una vez se asignó la calificación crediticia y se seleccionó el método a utilizar, se generaron matrices de Markov en tres periodos de rango diferente, con el objetivo de evaluar en cuál se presentaba el mayor porcentaje de incumplimiento.

Finalmente, después de elegir el periodo en el que se presentaba el mayor incumplimiento, se solicitó a la compañía la información de cartera con corte a junio 31 de 2021, para evaluar cuáles de esas facturas seguían vigente en mora con sus saldos y así poder tener la severidad de la pérdida, la reserva y el total de pérdida esperada.

## 6. Resultados

Para el desarrollo del modelo, se inició con la base de datos previamente descargada, que se encontraba constituida por 9.870 facturas, que pertenecen a 106 clientes nacionales del sector de alimentos, ubicados en las diferentes ciudades del país, principalmente en Bogotá, Medellín y Cali.

Debido a que la información de la base de datos no permitía saber con claridad cuál era el ciclo de la factura durante su periodo de crédito, fue necesario realizar una matriz transpuesta con las facturas, que permitiera conocer el estado de cartera durante toda su vigencia; la matriz se realizó de forma mensual desde enero de 2016 hasta el 30 de junio de 2021.

Posteriormente a la realización de la matriz transpuesta, se inició con la clasificación crediticia de la siguiente forma:

**Tabla 1.** Clasificación crediticia

<b>Nro. De días</b>	<b>Rango</b>		<b>Clasificación</b>
Al día	0	0	1
1 a 30 días	1	30	2
31 a 60 días	31	60	3
61 a 90 días	61	90	4
Mayor a 90	91		5

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Una vez definido el criterio para la clasificación crediticia, se inició el proceso con la metodología discreta para determinar la clasificación en la que se encontraba cada una de las facturas, se tomó como rango inicial el 31 de enero de 2016 y como rango final el 30 de junio de 2021, teniendo como resultado una clasificación de 000-000



para todas las facturas en el inicio y final del periodo. Después de analizar el resultado, se determinó que el ciclo era muy largo y se debía recortar con periodo máximo de un año, y así se aplica nuevamente la metodología, con rango de 12 meses, año 2016, 2017, 2018, 2019, 2020 y, por último, de 6 meses para el año 2021, arrojando los mismos resultados: una calificación de 000-000 al inicio y al final. Con este resultado se pudo concluir que las facturas no presentaban una mora igual o mayor a los 365 días y que era importante revisar la metodología continua para conocer cuáles eran las calificaciones intermedias.

Para complementar el ejercicio se optó por hacer un análisis, para conocer la máxima mora de cada factura y su clasificación para un periodo de 5 años, con la finalidad de conocer cuál era el porcentaje de obligaciones en máxima mora en cada una de las clasificaciones, los resultados obtenidos fueron los siguientes:

**Tabla 2.** Porcentaje de obligaciones en mora por clasificación crediticia

<b>Calificación</b>	<b>Porcentaje de facturas según clasificación</b>
000-000	73,76%
001-030	17,48%
031-060	6,65%
061-090	2,11%
<b>Total, general</b>	<b>100,00%</b>

Fuente: Elaboración propia, 2022.

La información arrojó, que el 73,76% se encuentra clasificado en 000-000, es decir, en 0 días de mora, un valor bastante alto, el cual permite concluir que la compañía no tiene una cartera con mora que realmente impacte, sin embargo, no es posible llegar a esta conclusión con esta información, debido a que los datos que arrojan corresponden al máximo de mora que llegó a tener la factura en dos periodos de tiempo con un lapso de 5 años.

De acuerdo a lo mencionado anteriormente y teniendo en cuenta los resultados del método discreto, se inició la clasificación crediticia con el método continuo; para esta elaboración fue importante primero pasar la información de forma vertical, para poder aplicar el método continuo de forma adecuada, la información utilizada fue el número de factura, fecha contable y días de morosidad y, una vez organizada la información, se estableció la misma clasificación crediticia del método discreto, mencionada en la tabla 1 y posteriormente se utilizó la función Buscar v de Excel, para que en la columna de la clasificación arrojara la clasificación correspondiente de cada factura, permitiendo poder conocer mes a mes, cuál era la clasificación de la factura según los días de morosidad durante todo su ciclo, incluyendo los periodos intermedios.

Una vez culminado el método continuo, se realizó el análisis para conocer cuál era el comportamiento anual de cada factura, según la clasificación de la factura y cuál clasificación impacta más, y el análisis arrojó los siguientes resultados:

**Tabla 3.** Porcentaje de facturación en mora anual por clasificación crediticia

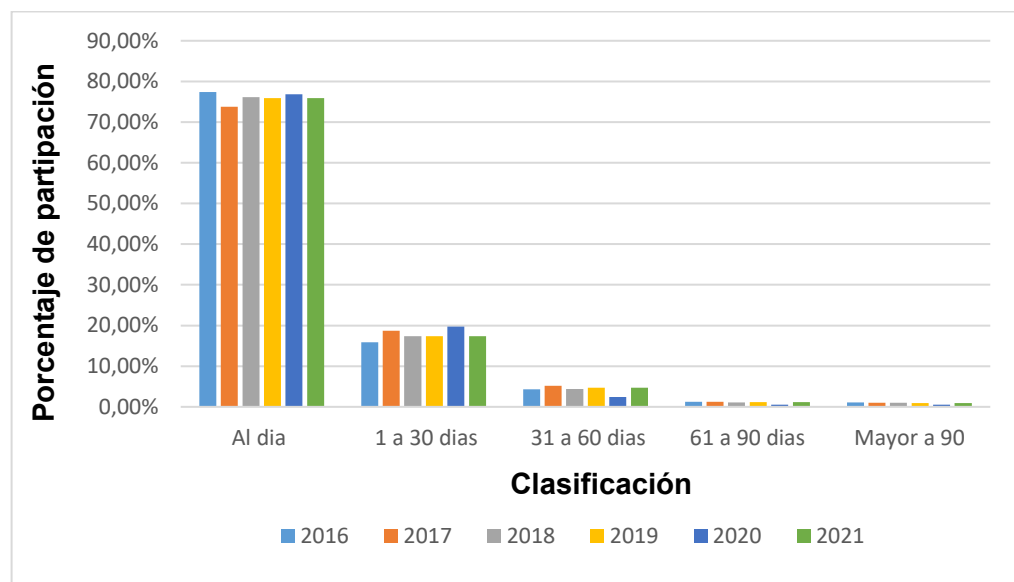
<b>Clasificación</b>	<b>2016</b>	<b>2017</b>	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>
(1) Al día	77,40%	73,81%	76,10%	75,87%	76,86%	75,87%
1 a 30 días	15,87%	18,74%	17,33%	17,37%	19,70%	17,37%
31 a 60 días	4,34%	5,20%	4,40%	4,69%	2,41%	4,69%
61 a 90 días	1,28%	1,22%	1,12%	1,17%	0,50%	1,17%
Mayor a 90	1,11%	1,02%	1,04%	0,89%	0,53%	0,89%
<b>TOTAL</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>	<b>100,00%</b>

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Haciendo un análisis global de la información, se logró evidenciar que el mayor porcentaje de participación se encuentra en la clasificación de facturas al día, obteniendo resultados superiores del 72%, seguido por la clasificación 2 (1 a 30 días), con resultados entre el 15 y 20% de mora; para las siguientes clasificaciones,

sus porcentajes no tienen tanto impacto y la tendencia para facturas a partir de 31 días de mora es a la baja en cada uno de los periodos. En el siguiente gráfico se evidencia su tendencia:

**Gráfico 1. Participación anual**



Fuente: Elaboración propia, 2022.

Aunque la información dada anteriormente es importante, porque demuestra que más del 70% de las facturas de la compañía tienen una clasificación al día y nos brinda una idea del comportamiento de la cartera, es importante conocer cuáles son las obligaciones que se encuentran en mora y cuál es la probabilidad de que una factura migre de una calificación a otra a partir del día 1.

## 6.1 Construcción de las matrices a través del modelo de Markov

Para la construcción de la cadena de Markov, fue importante conocer el comportamiento por los diferentes cortes de cartera, con la finalidad de saber cuál era el mayor impacto de la probabilidad de incumplimiento; para esto fue necesario hacerla con tres clasificaciones, mayor a 30, 60 y 90 días, el procedimiento fue realizado con la función MEXP () (Gunter Loeffler, 2007).

Se tomó esta función porque hace uso intensivo de operaciones matriciales como la multiplicación de matrices, la suma, entre otras, que no es posible ejecutarse, debido a que Excel no proporciona funciones suficientemente flexibles para efectuarlas.

La función MEXP () corta la suma de la siguiente manera: para cada paso mayor que 10 ( $k > 10$ ), se calcula la suma de los elementos cuadrados del K-ésimo sumando. Si es menor que  $10^{-320}$ , es decir, igual a cero con una precisión superior, se detiene el proceso de suma. Cada uno de los elementos perdidos son menores que la última suma. Además, se detiene la rutina si  $k > 170$ , ya que Excel devuelve un #NUM! Error para la factorial de k si  $k > 170$ . En la mayoría de las pruebas se logró la convergencia en menos de 150 pasos (Gunter Loeffler, 2007).

A continuación, se menciona el procedimiento realizado para cada uno de los rangos con la función MEXP () .

- **Base mayor a 30 días**

**Tabla 4.** Clasificación de 30 días

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Rango</b>		<b>Clasificación</b>
<b>Al día</b>	0	0	1
<b>1 a 30 días</b>	1	30	2
<b>Mayor a 31 días</b>	31		3

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Posteriormente, se inició el cálculo con la función Generator () (Gunter Loeffler, 2007) y se obtuvieron los resultados de la siguiente tabla:

**Tabla 5.** Matriz generadora

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Al día</b>	<b>1 a 30 días</b>	<b>Mayor a 30 días</b>
<b>Al día</b>	-0,125405	0,124398	0,001006
<b>1 a 30 días</b>	0,001997	-0,191303	0,189305
<b>Mayor a 30 días</b>	0,000000	0,000000	0,000000

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Al crear la matriz generadora, se evidencia que en la diagonal tiene valores negativos, su resultado, corresponde a la suma de los valores que se encuentran fuera de la diagonal en la misma fila.

Teniendo en cuenta que los resultados no pueden quedar negativos y que es necesario realizar una operación para obtener el porcentaje de transición que tiene una factura de una clasificación a otra, y que Excel no ejecuta de una manera sencilla, se utiliza la función MEXP () (Gunter Loeffler, 2007).

Los resultados obtenidos, se observan en la tabla 6:

**Tabla 6.** Resultados de transición i a j

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Al día</b>	<b>1 a 30 días</b>	<b>Mayor a 30 días</b>	<b>probabilidad de incumplimiento (PI) (PD)</b>
<b>Al día</b>	88%	11%	1%	12%
<b>1 a 30 días</b>	0%	83%	17%	17%
<b>Mayor a 30 días</b>	0%	0%	100%	100%

Fuente: Elaboración propia, 2022.

En esta matriz se resume que el 88% de los créditos que iniciaron en una calificación 1 (0 días de mora), finalizó el periodo en las mismas condiciones, mientras que el 12% restante al finalizar, estuvo en los estados de mora de 30 y mayor a 30 días, lo que evidencia que un cliente con 0 días de mora incumpla después de 30 días su obligación. De igual forma, el 83% de la cartera que comenzó en categoría de riesgo 2 (30 días), permanecieron en la misma categoría y el 17%, un porcentaje mayor al anterior, migró a la mora de mayor a 30 días.

El proceso descrito anteriormente se repitió con cada una de las bases.

- **Base mayor a 60 días**

**Tabla 7.** Clasificación a 60 días

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Rango</b>		<b>Clasificación</b>
<b>Al día</b>	0	0	1
<b>1 a 30 días</b>	1	30	2
<b>31 a 60 días</b>	31	60	3
<b>Mayor a 60 días</b>	61		4

Fuente: Elaboración propia, 2022.

**Tabla 8.** Matriz generadora

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Al día</b>	<b>1 a 30 días</b>	<b>31 a 60 días</b>	<b>Mayor a 60 días</b>
<b>Al día</b>	-0,125405	0,124398	0,001006	0,000000
<b>1 a 30 días</b>	0,001997	-0,191303	0,188639	0,000665
<b>31 a 60 días</b>	0,005997	0,000000	-0,120494	0,114496
<b>Mayor a 60 días</b>	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000

Fuente: Elaboración propia, 2022.

**Tabla 9.** Resultados de transición i a j

<b>Clasificación crediticia</b>	<b>Al día</b>	<b>1 a 30 días</b>	<b>31 a 60 días</b>	<b>Mayor a 60 días</b>	<b>probabilidad de incumplimiento (PI) (PD)</b>
<b>Al día</b>	88%	11%	1%	0%	12%
<b>1 a 30 días</b>	0%	83%	16%	1%	17%
<b>31 a 60 días</b>	0%	0%	89%	11%	11%
<b>Mayor a 60 días</b>	0%	0%	0%	100%	100%

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Para la matriz con base mayor a 60 días, arroja los mismos datos que en la anterior, para la calificación 1 (0 días de mora) y calificación 2 (30 días de mora), la diferencia radica en que se está analizando un plazo mayor que arrojó un resultado del 89% para la calificación 3 (60 días de mora), finalizado el periodo en las mismas condiciones y con un 11% restante que se encontraba en aquellas obligaciones con mora, que hicieron transición a la calificación mayor a 60 días.

- Base mayor a 90 días

**Tabla 10.** Clasificación de 90 días

Clasificación crediticia	Rango		Clasificación
<b>Al día</b>	0	0	1
<b>1 a 30 días</b>	1	30	2
<b>31 a 60 días</b>	31	60	3
<b>61 a 90 días</b>	61	90	4
<b>Mayor a 90 días</b>	91		5

Fuente: Elaboración propia, 2022.

**Tabla 11.** Matriz generadora

Clasificación crediticia	Al día	1 a 30 días	31 a 60 días	61 a 90 días	Mayor a 90 días
<b>Al día</b>	-0,125405	0,124398	0,001006	0,000000	0,000000
<b>1 a 30 días</b>	0,001997	-0,191303	0,188639	0,000666	0,000000
<b>31 a 60 días</b>	0,005997	0,000000	-0,120494	0,113951	0,000545
<b>61 a 90 días</b>	0,000000	0,000000	0,000000	-0,223692	0,223692
<b>Mayor a 90 días</b>	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000

Fuente: Elaboración propia, 2022.



**Tabla 12.** Resultados de transición i a j

Clasificación crediticia	Al día	1 a 30 días	31 a 60 días	61 a 90 días	Mayor a 90 días	probabilidad de incumplimiento (PI) (PD)
<b>Al día</b>	88%	11%	1%	0%	0,00%	12%
<b>1 a 30 días</b>	0%	83%	16%	1%	0,08%	17%
<b>31 a 60 días</b>	1%	0%	89%	10%	1,19%	19%
<b>61 a 90 días</b>	0%	0%	0%	80%	20,04%	20%
<b>Mayor a 90 días</b>	0%	0%	0%	0%	100%	100%

Fuente: Elaboración propia, 2022.

Finalmente, para la matriz con base mayor a 90 días, se evidencia que para la calificación 4 (90 días) presenta el 80% que no hizo transición y finalizó en las mismas condiciones, mientras que el 20,04% restante sí tuvo transición a la calificación 5 (mayor a 90 días).

En el análisis de los tres periodos, se evidencia un deterioro de la cartera en los 30 y 90 días, en los 60 días se evidencia una mejora, sin embargo, cuando se hace el análisis con la base de 90 días, la probabilidad aumenta nuevamente; por esta razón, para el último periodo fue necesario realizar un promedio entre la calificación 2 y 4, que permitiera obtener un resultado más acorde a lo que reflejan los diferentes periodos.

Todo lo anterior conllevó a que se eligiera trabajar sobre la base mayor a 90 días, ya que el mayor porcentaje de incumplimiento se veía reflejado a partir de esta calificación.

Para identificar el riesgo al que están expuestas las empresas de conformidad al momento de otorgar créditos en su medición, se deben tener en cuenta dos variables de acuerdo con el capítulo II de la circular básica contable (Supersolidaria, 2022).

Probabilidad de incumplimiento del deudor (PI): Probabilidad de que un asociado incumpla total o parcialmente su crédito.

Severidad o pérdida dado el incumplimiento (PDI): Porcentaje de pérdida que no se logra recuperar, luego de hacer efectiva la garantía ante un incumplimiento.

Una vez seleccionada la calificación en la que se iba a trabajar, se dio inicio al cálculo de la severidad de la pérdida (SP), reserva, total expuesto y pérdida esperada (PE) con corte a junio 30 de 2021, para realizar el cálculo de cada una de las variables mencionadas, se inicia así la construcción de una tabla con la siguiente información:

- **Número de factura:** En esta columna se encuentra las facturas que se encuentran pendiente por pago a la fecha del corte.
- **Saldo:** El valor que adeuda la factura en la fecha de corte.
- **Probabilidad de incumplimiento:** Es el porcentaje de incumplimiento que tiene cada factura.
- **Tasa de recuperación:** Es el porcentaje que se recuperó del saldo de todas las facturadas en mora con respecto a las pagadas.

Para la base de 90 días se realiza el siguiente cálculo:

- **Saldo inicial mora mayor a 90 días, año 2016-2021:** \$1.563.422.065,56
- **Saldo final mora a 90 días, corte 31 de junio de 2021:** \$133.890.062,50
- **Tasa de recuperación=** (Saldo inicial – saldo final) / (saldo inicial) \*100

$$\text{Tasa de recuperación} = (\$1.563.422.065,56 - \$133.890.062,50) / \$1.563.422.065,56 * 100$$

$$\text{Tasa de recuperación} = 91\%$$

La tasa de recuperación para la compañía es el valor neto de la mora, ya que la compañía no cuenta con políticas de interés.

- **Severidad de la pérdida (SP):** Es el porcentaje sobre la exposición al riesgo que no se espera recuperar en caso de incumplimiento.

Para la base a 90 días, se calculó de la siguiente forma:

$$\text{Severidad de la pérdida (SP)} = 1 - \text{tasa de recuperación}$$

$$\text{Severidad de la pérdida (SP)} = 1 - 91\%$$

$$\text{Severidad de la pérdida (SP)} = 9\%$$

- **Pérdida esperada (%):** Es el valor esperado por el riesgo crediticio en un horizonte de tiempo, que resulta del total expuesto por la probabilidad de incumplimiento y su severidad.

$$\text{Pérdida esperada (\%)} = \text{Saldo} * \text{probabilidad de incumplimiento} * \text{severidad de la pérdida (SP)}.$$

Para la base de datos a 90 días se realiza de la siguiente forma:

Una vez se calcula la pérdida esperada por cada obligación, se realiza la sumatoria total, teniendo el siguiente resultado:

**Pérdida esperada (%) = \$133.890.062,50**

**Pérdida esperada (%) = 8,56%**

**Tabla 13. Pérdida esperada**

	<b>Porcentaje (%)</b>
<b>Recuperación de cartera</b>	91%
<b>Total, expuesto</b>	\$1.563.422.065,56
<b>Pérdida esperada</b>	\$133.890.062,50
<b>Pérdida esperada (%)</b>	8,56%

Fuente: Elaboración propia, 2022.

De acuerdo con los resultados obtenidos, se evidencia que la cartera se recupera en un 91%, es decir, que la pérdida esperada para la compañía es del 8,56%; con base a esta información, se determina que la compañía debe tener una provisión aproximada del 8,56% para el siguiente año.

De acuerdo con la información anterior e independientemente del nicho de mercado en el que opera la entidad, esta se encuentra expuesta al riesgo de crédito en el desarrollo de sus operaciones, toda vez que existen factores sociodemográficos, desaceleraciones económicas, entre otras, que pueden ocasionar que el cliente que ha comprado una mercancía o a adquirido una obligación financiera finalmente no pague. Por lo anterior, es necesario que la organización constituya provisiones que

permitan absorber las pérdidas esperadas derivadas de la exposición crediticia de la entidad, salvaguardando el patrimonio de los accionistas.

## **7. Conclusiones y Recomendaciones**

### **7.1 Conclusiones**

En el desarrollo de la presente investigación, se diseñó un modelo basado en la cadena de Markov, para una empresa que se dedica a la manufactura y distribución de materias primas para el sector alimenticio, esta compañía es vigilada por la Superintendencia de Sociedades, debido al monto de sus activos y por ser del sector privado.

Dentro de las diferentes investigaciones realizadas para el desarrollo del trabajo, se identificó que, para este tipo de compañías existía poca regulación y literatura con relación a la medición del riesgo de crédito, en comparación con aquellas del sector financiero, en las que sí existe amplia información que permite hacer un análisis más preciso; sin embargo, con base a la literatura de los diferentes modelos de riesgo crediticio, se logró el desarrollo del modelo propuesto, debido a que puede ser útil con la forma en la que la compañía realiza sus procesos financieros, y además, puede contribuir a la mitigación del riesgo a través de una proyección con la pérdida esperada.

Para el análisis de la información, primero fue necesario revisar la base de datos de la compañía, en esta se encontraron varias falencias, como la falta de información histórica acerca de la situación financiera de los clientes, lo cual impidió hacer un

análisis al detalle de su trayectoria, una vez se iniciaba relaciones comerciales con la compañía; posteriormente, al iniciar el análisis de la base de datos de la cartera con la información disponible en el sistema contable SAP, también se encontraron falencias por no poder tener una información exacta de la cartera con sus respectivos cortes mensuales; esta base de datos fue necesaria organizarla, tomando solo los clientes nacionales, eliminando los clientes inactivos y clientes duplicados, de tal manera que permitiera tener una información más real.

La calidad de las matrices generadas, depende de disponer de una base de datos histórica de la compañía, lo cual debe incluir una correcta asignación de las calificaciones crediticia de los créditos, por esto fue necesario realizar su asignación y posteriormente dar inicio con el desarrollo de las matrices de transición, a través del modelo de Markov; esta clasificación se vio reflejada en el método continuo donde el porcentaje más alto, mayor al 70%, lo tiene la clasificación de facturas al día.

Al evaluar las matrices en cada periodo, mayor a 30, 60 y 90 días, se evidenció que el mayor grado de incumplimiento y deterioro de cartera, se presentaba en la base mayor a 90 días, con una probabilidad de incumplimiento del 20%; teniendo en cuenta este resultado, el desarrollo para el análisis de la pérdida esperada se realizó solo con esta base.

Una vez generado el análisis, la información arrojó una pérdida esperada del 8,56% a corte de junio 30 de 2021 y una tasa de recuperación del 91,44%, lo cual permite concluir que, al tener un resultado tan alto de recuperación, el impacto del impago de las obligaciones no es tan fuerte para la compañía, sin embargo, se sugiere que el modelo lo utilice una vez al año, ya que le permitirá visualizar cambios en las categorías de calificación de riesgo crediticio, desde un bajo hacia un alto riesgo,

analizar su tasa de recuperación y proyectar la pérdida esperada, lo que le permitirá generar alertas tempranas sobre el deterioro de cartera y, así mismo, la generación de medidas preventivas o correctivas oportunas, para aquellas obligaciones que presentan moras.

## **7.2 Recomendaciones**

De acuerdo con la información recopilada de la base de datos a través del área financiera de la empresa en estudio, se encontraron diferentes hallazgos que pueden ser objeto de investigación, para ajustarse en la metodología propuesta y evaluar el riesgo crediticio de los clientes.

Con base a la información disponible actualmente, la compañía no solicita estados financieros actualizados a los clientes con los que ya tiene relaciones comerciales, es decir, que es importante que se implemente la solicitud con una frecuencia anual y, a su vez, se digitalicen para que se pueda generar un análisis detallado de cada uno de los clientes, que permita conocer el estado actual, ya que pueden variar durante este periodo; además, la empresa puede generar indicadores financieros claves, en caso de requerirlo, con base en esta información.

Para el otorgamiento de crédito, la compañía realiza un análisis de los estados financieros, sin embargo, el mismo se otorga con base a la necesidad de la venta y a la reputación de la compañía; con base a esto, es importante que la empresa desarrolle una metodología que permita tener pautas de otorgamiento, de acuerdo a unas variables financieras básicas y así evitar posibles deterioros de la compañía por no realizar un análisis suficiente del cliente.

En el análisis de cartera actual de la compañía, se evidencia que no tienen cortes establecidos en un periodo de tiempo, se recomienda establecer cortes mensuales, lo cual permitirá a la compañía tener una visual más detallada de la cartera y de la mora, y así poder realizar el seguimiento correspondiente.

Es importante que además se establezcan políticas que permitan tener un control, por ejemplo, política de cupos máximos de acuerdo con las variables en estudio, política para el otorgamiento de días de pago, política de periodo máximo de pago permitido, en caso de entrar en mora, política de castigo en caso de no pago oportuno. Este tipo de política permite tener un control sobre la cartera y el análisis de los clientes.

A partir del cálculo de PE del 8,56%, generar una gestión desde diferentes puntos, evaluando si el porcentaje de la PE es acorde al apetito de riesgo de la compañía, nivelar la pérdida esperada a un nivel de riesgo que se quiera tener o establecer de acuerdo con la política, además establecer que para aquellos clientes que presenten más de una factura con mora, no se le otorguen cupos adicionales, también es importante hacer gestión de recuperación de la cartera, mejorando la cobranza y, finalmente, generar una política comercial para el otorgamiento de crédito en los clientes.

Se recomienda a la compañía, implementar el modelo de riesgo crediticio propuesto para evaluar el riesgo crediticio de la cartera de sus clientes, empleando la información histórica actual y, además, complementarla con las recomendaciones dadas anteriormente, a fin de conocer la transición de las calificaciones crediticias y sus provisiones para futuros periodos.



## Referencias

- Aguas González, D. A. (2005). *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia: Matrices de Transición para la Cartera Comercial*. Obtenido de <http://repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/8315/1/T-ESPE-047891.pdf>
- Altman , E., de la Fuente, M. D., Elizondo , A., Finger, C., Gutiérrez , J., Gutiérrez, R., . . . Segoviano, M. (2012). *Medición integral del riesgo de crédito*. Obtenido de Limusa Noriega Editores: <https://books.google.com.ec/books?id=UsK-1Ajo44UC&pg=PA3&lpg=PA3&dq=Medici%C3%B3n+Integral+del+rie#v=onepage&q=Medici%C3%B3n%20Integral%20del%20rie&f=false>
- Bonás Piella, A., Llanes Mateu, M., Usón Catalán , I., & Veiga Fernández, N. (21 de junio de 2007). *Riesgo de Crédito, amenaza u oportunidad*. Obtenido de Universitat Pompeu Fabra IDEC: [http://www.idec.upf.edu/documents/mmf/06\\_09\\_riesgo\\_credito.pdf](http://www.idec.upf.edu/documents/mmf/06_09_riesgo_credito.pdf)
- Cardona Hernández, P. A. (Diciembre de 2004). *Aplicación de árboles de decisión en modelos de riesgo crediticio*. Recuperado el 7 de Junio de 2022, de Revista Colombiana de Estadística: [https://www.emis.de/journals/RCE/V27/V27\\_2\\_139Cardona.pdf](https://www.emis.de/journals/RCE/V27/V27_2_139Cardona.pdf)
- Congreso de la República. (13 de Julio de 2009). *LEY 1314 de 2009*. Obtenido de [http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley\\_1314\\_2009.html](http://www.secretariasenado.gov.co/senado/basedoc/ley_1314_2009.html)
- Consejo técnico de la contaduría pública. (Julio de 2014). *NIIF 9 Instrumentos Financieros*. Obtenido de <https://www.ctcp.gov.co/proyectos/contabilidad-e->

informacion-financiera/documentos-discusion-publica/enmienda-a-la-niif-9-instrumentos/doc-ctcp-xl8w9-141

DANE. (28 de Mayo de 2020). *Encuesta de Micronegocios (EMICRON)*. Obtenido de <https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/micro/bol-micronegocios-2019.pdf>

Drowob, R. P. (s.f.). *Cadenas de Markov en tiempo continuo*. Obtenido de <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/PEst/tema5pe.pdf>

Escudero Pazmiño, M. D. (Septiembre de 2020). *ANÁLISIS DE LA APLICACIÓN DE LA NIIF 9 (INSTRUMENTOS FINANCIERO) EN RELACIÓN A LA CLASIFICACIÓN Y VALORACIÓN DE LOS ACTIVOS FINANCIEROS EN EMPRESAS COMERCIALES QUE NEGOCIAN EN EL MERCADO DE VALORES DE QUITO EN EL AÑO 2018*. Obtenido de Repositorio Institucional Universidad Politécnica Salesiana: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/19223/1/UPS-TTQ130.pdf>

Foundation, IFRS. (Julio de 2014). *INSTRUMENTOS FINANCIEROS*. Obtenido de [https://www.mef.gob.pe/contenidos/conta\\_public/con\\_nor\\_co/vigentes/niif/NIIIF9\\_2014\\_v12112014.pdf](https://www.mef.gob.pe/contenidos/conta_public/con_nor_co/vigentes/niif/NIIIF9_2014_v12112014.pdf)

Fundación IFRS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad (2017). *Quiénes somos y qué hacemos*. Obtenido de Fundación IFRS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad: <https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/about-us/who-we-are/who-we-are-spanish-v2.pdf>

- Gunter Loeffler, P. N. (2007). Transition Matrices. En *Credit risk modeling using Excel and VBA* (p. 360). John Wiley & Sons Limited.
- Leal Fica, A. L., Aranguiz Casanova, M. A., & Gallegos Mardones, J. (09 de Diciembre de 2016). *Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring*. Obtenido de <https://revistas.unimilitar.edu.co/index.php/rfce/article/view/2666>
- Ministerio del Comercio, Industria y Turismo (27 de Diciembre de 2013). *Decreto Número 3022 de 2013*. Obtenido de <https://www.mincit.gov.co/temas-interes/documentos/decreto3022-2013-p.aspx>
- Montoya Sánchez, L. A., & Arrobo Lapo., E. V. (Marzo de 2014). *Dspace Modelo para el análisis de riesgo crediticio de la cartera de vivienda basado en matrices de transición de calificación para el sector de bancos privados nacionales*. Obtenido de Repositorio Dspace <http://repositorio.espe.edu.ec/xmlui/handle/21000/8315>
- Morgan J.P. (abril de 1997). *Creditmetrics TM - Technical Document*. Obtenido de <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>
- Perotti, E. (s.f.). *Modelo de Riesgo Crediticio*. Obtenido de ESEADE, Escuela Superior de Economía y Administración. Obtenido de [http://www.bcr.com.ar/Publicaciones/investigaciones/The%20Merton%](http://www.bcr.com.ar/Publicaciones/investigaciones/The%20Merton%20Model)
- Press, S. J., & Wilson, S. (1978). Choosing between Logistic Regression and Discriminant Analysis. En *Portfolio Credit Risk* (pp. 699-705).

RiskMetrics Group. (2007). *CreditMetrics™ TECHNICAL DOCUMENT*. Obtenido de <https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>

Rojas, B. (s.f.). *Actualícese*. Obtenido de <https://actualicese.com/requerimientos-para-tener-en-cuenta-en-la-adopcion-de-la-niif-9-instrumentos-financieros/>

Sánchez Galán, J. (2016). *Cadenas de Markov*. Universidad Nacional de Colombia. Obtenido de <https://ciencias.medellin.unal.edu.co/cursos/algebra-lineal/clases/8-clases/25-clase-23-aplicaciones-cadenas-de-markov.html>

Supersolidaria. (24 de Marzo de 2022). *Capítulo II, sistema de administración del riesgo de crédito*. Obtenido de [https://supersolidaria.gov.co/sites/default/files/public/data/capitulo\\_ii\\_sistema\\_de\\_administracion\\_del\\_riesgo\\_de\\_credito\\_-\\_sarc\\_0.pdf](https://supersolidaria.gov.co/sites/default/files/public/data/capitulo_ii_sistema_de_administracion_del_riesgo_de_credito_-_sarc_0.pdf)

Támara, Ayús, A., Aristizábal, R., & Velásquez, E. (22 de Mayo de 2012).  
MATRICES DE TRANSICIÓN EN EL ANÁLISIS DEL RIESGO CREDITICIO  
COMO ELEMENTO FUNDAMENTAL EN EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA  
ESPERADA EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA COLOMBIANA.  
Obtenido de *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*:  
<https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75025069009>

Vaca Sigüeza, A. J., & Orellana Osorio, I. (2020). Análisis de riesgo financiero en el sector de fabricación de otros productos minerales no metálicos del Ecuador. *Revista Economía y Política*, 6. Obtenido de <https://www.redalyc.org/jatsRepo/5711/571163421005/571163421005.pdf>

Valencia Rentería , V., & Zambrano Valencia , J. (s.f.). *Cálculo de la Probabilidad de Default para una cartera de créditos Vehiculares*. Escuela Superior Politécnica del Litoral. Obtenido de <https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/24421/1/RESUMEN%20CICYT%20VALERIA%20VALENCIA%20Y%20JORGE%20ZAMBRANO.pdf>

Zapata Galindo, A. (2003). Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia: Matrices de Transición para la Cartera Comercial. *Apuntes de Banca y Finanzas*, 6.

## Anexos

### Anexo 1. Información base de datos

Código de cliente/proveed	Nombre de cliente/proveedor	C De Pago	Nro Factu	FechaContabl	FechaVencimien	F de pag	Dias Respecto al pago	PRESUPUESTO ENERO		EJECUTADO ENERO	
								2016		2016	
CN811036030	COMPAÑÍA NACIONAL DE CHOCOLATES SAS	CREDITO 30 Dias	1	1/02/2016	2/03/2016	1/03/2016	1	0	0	0	
CN830095169	DSM NUTRITIONAL PRODUCTS COLOMBIA S A	CREDITO 90 Dias	3	29/02/2016	29/05/2016	29/05/2016	0	0	0	0	
CN900677748	UNILEVER COLOMBIA SCC SAS	CREDITO 90 Dias	4	28/04/2017	27/07/2017	30/08/2017	-34	0	0	0	
CN900677748	UNILEVER COLOMBIA SCC SAS	CREDITO 90 Dias	5	28/04/2017	27/07/2017	30/08/2017	-34	0	0	0	
CN860000261	COMPAÑÍA NACIONAL DE LEVADURAS LEVAPAN SA	CREDITO 15 Dias	6	2/02/2018	17/02/2018	17/02/2018	0	0	0	0	
CN830095169	DSM NUTRITIONAL PRODUCTS COLOMBIA S A	CREDITO 90 Dias	7	23/02/2018	24/05/2018	24/05/2018	0	0	0	0	
CN860000261	COMPAÑÍA NACIONAL DE LEVADURAS LEVAPAN SA	CREDITO 15 Dias	10	28/02/2018	28/02/2018	7/03/2018	-7	0	0	0	
CN900078532	SOLUCIONES NUTRITIVAS SAS	CREDITO 60 Dias	13	19/02/2019	20/04/2019	20/04/2019	0	0	0	0	
CN860074450	QUALA SA	CREDITO 30 Dias	18	17/09/2020	17/09/2020	30/09/2020	-13	0	0	0	

Fuente: Base de datos internos de la compañía, 2021.

### Anexo 2. Comportamiento de los días de mora mes a mes

31/01/2016	29/02/2016	31/03/2016	30/04/2016	31/05/2016	30/06/2016	31/07/2016	31/08/2016
0	18	49	50	0	0	0	0
0	18	19	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	2	10	0	0	0	0	0
0	2	33	47	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	32	43	0	0	0	0
0	16	17	0	0	0	0	0

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2021.

### Anexo 3. Rango inicial y final, método discreto

RANGO INICIAL	RANGO FINAL
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000

000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000
000-000	000-000

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2021.

#### Anexo 4. Máxima mora y rango máximo

<b>MÁXIMA MORA</b>	<b>RANGO MÁXIMO</b>
0	000-000
0	000-000
0	000-000
0	000-000
0	000-000
0	000-000
50	031-060
19	001-030
0	000-000
10	001-030
0	000-000
47	031-060
43	031-060
17	001-030

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2021.

**Anexo 5. Clasificación método continuo**

<b>Nro. Factura</b>	<b>Fechas de corte</b>	<b>Días de Morosidad</b>	<b>Clasificación días</b>
37426	31/01/2016	0	1
37426	29/02/2016	1	2
37426	31/03/2016	32	3
37426	30/04/2016	43	3
37426	31/01/2021	0	1
37426	28/02/2021	0	1
37426	31/03/2021	0	1
37426	30/04/2021	0	1
37426	31/05/2021	0	1
37428	31/01/2016	0	1
37428	29/02/2016	16	2
37428	31/03/2016	17	2
37430	31/01/2016	0	1
37430	29/02/2016	0	1

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2022.