

1

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

Sistematización Matriz de Riesgo Crediticio Empresa Provefabrica SAS

Maribel Rodríguez Rodríguez

Asesor

Manuel Fabian Guyacundo Arredondo

Trabajo de grado para optar al título de Administrador de Empresas

Universidad Minuto de Dios

Facultad de Ciencias de la Administración

Programa de Administración de Empresas

Facatativá.

2023

### **Dedicatoria**

Dedico este proyecto principalmente a Dios, por darme la fuerza y sabiduría necesarias para  
sobrellevar cada obstáculo.

A mis padres Dagoberto y Maria Elva, por todo su amor y por motivarme a seguir hacia  
adelante.

También a mis hermanos, por brindarme su apoyo moral.

Especialmente a mi hermano Juan Camilo por motivarme y darme ese gran ejemplo de  
superación.

A mis sobrinos por ser mi luz y motivarme a ser el mejor ejemplo para ellos.

A mi amor lindo Diego, por apoyarme siempre y motivarme a continuar aun cuando  
sentía desfallecer.

A los seres queridos que hoy no me acompañan físicamente, pero que significarán  
siempre mucho en mi camino.

A mi abuela Conchita por su ejemplo de fortaleza y verriquera.

Y, finalmente, a los que no creyeron en mí, con su actitud lograron que tomará más  
impulso.

### **Agradecimientos**

Agradezco a Dios por ser mi guía constante en este camino, a mi familia por siempre apoyarme y darme su amor, a mi amor Diego por estar a mi lado incondicionalmente, al profesor Fabian Guyacundo que ha sido mi asesor para el proyecto de grado y finalmente pero no menos importante a mí por ser resiliente y culminar este proceso tan importante para mi proyecto de vida.

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

Tabla de Contenidos

Resumen.....	7
Matriz de Riesgo Crediticio .....	9
Planteamiento y formulación del problema .....	11
Objetivos .....	13
Objetivo general.....	13
Objetivos específicos .....	13
Justificación .....	14
Alcance .....	15
Marco Teórico.....	16
Modelos de Riesgo Crediticio.....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Modelo de Markov.....	20
Modelo Credimetrics .....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Modelo Credrisk .....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Modelo Creditrisk +.....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Marco Metodológico.....	24
Resultados .....	27
Conclusiones y Recomendaciones .....	33

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

7.1 Conclusiones .....	33
7.2 Recomendaciones .....	35
Referencias.....	37
Anexos .....	40

Lista de Tablas

Tabla 1. *Clasificación categorías de crédito*

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

Tabla 3. *Porcentaje de clientes en mora mensual por categoría crediticia*

Tabla 4. *Resultados de la matriz de transición MARKOV*

### **Resumen**

El objetivo central del proyecto es sistematizar una matriz de riesgo crediticio con la que a través de ciertas variables suministradas por el sistema contable de la empresa y en la que reposa información histórica, se puedan tomar decisiones de tipo financiero y comercial y a su vez se logre determinar el nivel de riesgo crediticio en cuanto a la probabilidad de impago y su impacto en los indicadores de rotación de cartera en días. Para llevar cabo esto se identificaron las variables que se tendrían en cuenta para sistematizar dicha matriz y así poder evidenciar cuales son los factores que afectan directamente el comportamiento de pagos de los clientes, como lo son el Score que reflejan en centrales de riesgo, su nivel de endeudamiento, su comportamiento con entidades financieras, su comportamiento de pagos en los últimos seis meses con la compañía y se identificarán aquellas de mayor incidencia con el fin de determinar el impacto financiero a futuro y así prevenir morosidades altas o irrecuperables (mayores a 365 días), también se realizarán cálculos para determinar el nivel de riesgo de cada cliente con línea de crédito, esta matriz se implementará en los tres países de operación Colombia, Perú y Ecuador.

Se encontró con su aplicación en Colombia que genera información clave a la hora de tomar decisiones respecto a las líneas de crédito otorgadas a los clientes y a su vez sirve como herramienta para tomar decisiones de nuevos o potenciales clientes.

*Palabras clave: matriz de riesgo, recuperación de cartera, riesgo crediticio, rotación de cartera, indicadores, endeudamiento, impacto financiero, decisiones.*

**Abstract**

The central objective of the project is to systematize a credit risk matrix with which, through certain variables supplied by the company's accounting system and in which historical information rests, financial and commercial decisions can be made and, in turn, achieve determine the level of credit risk in terms of the probability of default and its impact on the portfolio turnover indicators in days. To carry out this, the variables that would be taken into account to systematize said matrix were identified and thus be able to demonstrate which are the factors that directly affect the payment behavior of clients, such as the Score that is reflected in risk centers, their level of indebtedness, its behavior with financial institutions, its payment behavior in the last six months with the company and those with the highest incidence will be identified in order to determine the future financial impact and thus prevent high or irrecoverable delinquencies (greater than 365 days ), calculations will also be made to determine the level of risk of each client with a line of credit, this matrix will be implemented in the three countries of operation Colombia, Peru and Ecuador.

He came across its application in Colombia that generates key information when making decisions regarding the lines of credit granted to customers and, in turn, serves as a tool to make decisions for new or potential customers.

Key Words: risk matrix, portfolio recovery, credit risk, portfolio rotation, indicators, indebtedness, financial impact, decisions.

### **Matriz de Riesgo Crediticio**

Para la sistematización, se trabaja con la empresa PROVEFABRICA SAS del sector de comercio al por mayor de partes, piezas y muebles de oficina para diseñadores, arquitectos y grandes empresas del sector. La finalidad es sistematizar una matriz de riesgos a nivel de crédito y de rotación de cartera en la que se logre evidenciar indicadores de probabilidad incumplimiento y los clientes que operan en este rango para identificar variables determinantes que permitan tomar decisiones de continuidad, disminución o cancelación de líneas de crédito a nivel regional en la compañía (Perú, Colombia y Ecuador).

De acuerdo con la normatividad vigente, los entes regulatorios y de control y considerando la importancia del sector de comercio, su comportamiento en el mercado y la influencia que éste ejerce sobre la economía del país, este trabajo está basado en sistematizar una herramienta mediante la cuál se pueda realizar un análisis de riesgo de los clientes, para estimar adecuadamente la probabilidad de incumplimiento, con la finalidad de tomar las mejores decisiones con respecto al control y seguimiento de créditos.

Para la implementación y sistematización de la herramienta se tendrán en cuenta los saldos por vencimiento históricos con una data que permita ver comportamientos anteriores, que sirvan como referentes de la experiencia crediticia de los clientes con la empresa y su comportamiento de pagos, lo que permitirá tener una visión más global, a su vez se revisarán los modelos de riesgo existentes que puedan otorgar información relevante o ser un referente, para posteriormente, a partir de la información obtenida, determinar cuál será el modelo definitivo para su desarrollo y sistematización, como tercera parte se iniciará el proceso de construcción de

la matriz y sus respectivas pruebas de validación y valoración; Para finalizar se emitirán las conclusiones y recomendaciones del caso.

### **Planteamiento y formulación del problema**

En la empresa caso de estudio PROVEFABRICA SAS para el año 2023 se decidió renovar la póliza de seguro de crédito solo para aquellos clientes que por su monto y nivel de riesgo justifiquen el costo beneficio, es decir, todas las líneas mayores a COP\$ 300.000.00, dada esta situación se evidencia una problemática respecto a las líneas de crédito ya aprobadas que quedaron fuera de cobertura por su monto pero que representan una clara necesidad de establecer mecanismos que permitan identificar la probabilidad de incumplimiento, desde el momento en que se solicitaron los créditos con el fin de evitar pérdidas o deterioros y a su vez monitorear aquellos que serán otorgados, logrando tomar las mejores decisiones y las más convenientes para la empresa, por medio de la medición de la exposición al riesgo, tomando esto como referencia se busca implementar la matriz que permita establecer el nivel de riesgo, deterioro y probabilidad de incumplimiento para mantener, disminuir o cancelar las líneas de crédito según sus indicadores de transición en la matriz. Para acotar sobre el concepto de riesgo de crédito se puede considerar que, en finanzas, se entiende como la probabilidad de observar diferentes rendimientos a los esperados por la entidad (Vaca Sigüeza, A. J., & Orellana Osorio, I., 2020)

Las múltiples situaciones de riesgo pueden afectar el flujo de efectivo de la compañía y poner en conflicto los objetivos y alcance de metas, y es por esto por lo que se deben tener identificados para su correcto seguimiento y control.

Teniendo en cuenta que el riesgo de crédito representa la probabilidad de impago de las obligaciones financieras contraídas con diferentes entidades, se concluye que las mismas pueden medir qué tanto podrían arriesgarse otorgando líneas de crédito, para el caso del sector

Pyme, que son las compañías que representan un mayor impacto en la economía colombiana por su crecimiento; se hace necesario en este proyecto de sistematización analizar entonces los factores que infieren en las decisiones que se toman frente al comportamiento y capacidad crediticia de los clientes.

En Colombia, las empresas dedicadas al comercio representan el 52,2% de las unidades en económicas del país (DANE, 2021). Sin embargo, aunque representan una alta importancia en la economía del país, la mayoría de sus empresas no cuentan con la educación financiera adecuada, y su crecimiento se basa en las propias decisiones del personal contratado.

En su rol comercial el mayor interés concierne en el departamento de ventas lo que hace que, cada día, busquen mayor crecimiento y la ampliación de su portafolio, situación que las lleva a prospectar nuevos clientes e incluso aumentar las ventas de los que ya están vinculados, ocasionando a su vez aumento de las líneas de crédito para garantizar las negociaciones.

## **Objetivos**

### **Objetivo general**

- Sistematizar e implementar en la empresa PROVEFABRICA SAS a nivel regional Perú, Ecuador y Colombia una matriz de riesgo crediticio de cartera en el periodo 2022-2023, basada en el modelo MARKOV

### **Objetivos específicos**

- Identificar las variables necesarias para construir la matriz de calificación crediticia a través del modelo de riesgo crediticio adecuado.
- Diseñar la matriz acorde con las especificaciones dadas según la necesidad de la empresa.
- Mostrar indicadores reales respecto a la gestión y análisis de las líneas de crédito otorgadas por la empresa entre 2022 y 2023
- Medir y hacer control de los resultados de la implementación para tomar decisiones.
- Evaluar el impacto que ocasiona la sistematización de la matriz a nivel regional en fases periódicas de seis meses.

### **Justificación**

El desarrollo del presente trabajo se enfocará sistematizar, implementar y presentar una herramienta que sea de utilidad para la toma de decisiones a la hora de otorgar líneas de crédito y monitorear las mismas, esta aplicación permitirá minimizar los riesgos financieros a los que está expuesta la empresa PROVEFABRICA debido al riesgo que asume al otorgar líneas de crédito sin cobertura del seguro, teniendo en cuenta los cambios constantes en el sector económico se considera que el riesgo bajo es casi inexistente, el comportamiento de los mercados se enfrenta a variables que afectan su estabilidad haciendo a las empresas vulnerables ante situaciones que puedan afectar sus finanzas. Además, la implementación de este proyecto se llevará a cabo con el fin de mostrar resultados en la gestión y análisis de créditos para los tres países en los que opera la empresa, Perú, Colombia y Ecuador y lo que será de utilidad para ofrecer soluciones o respuestas inmediatas ante las solicitudes del área comercial para negociaciones puntuales.

### **Alcance**

Desarrollar una sistematización de matriz de riesgo que funcione como herramienta para la toma de decisiones en cuanto a otorgamiento y monitoreo de créditos, los objetivos específicos del proyecto incluyen entregar la herramienta para ser utilizada en la empresa PROVEFABRICA SAS a nivel regional Colombia, Perú y Ecuador, su aplicación permitirá ser más asertivos a la hora de otorgar líneas de crédito, cancelarlas o disminuirlas, además, será una herramienta para evaluar posibles riesgos en créditos de ventas puntuales, el proyecto se considerará finalizado una vez sea aceptado por las jefaturas y su aplicación sea efectiva dentro del departamento de crédito y cartera.

### **Marco Teórico**

La identificación, medición y control de riesgos es una disciplina fundamental de los procesos que requieren la 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 el desarrollo de este trabajo de sistematización 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 (Batioja Bravo, N.R. & Restrepo Valencia, N., 2022)

La administración del riesgo de crédito es un factor fundamental para mantener la estabilidad del sistema financiero tanto en entidades financieras como en 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 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.

- Riesgo de exposición: Es el riesgo que se genera por la incertidumbre de pagos futuros, que están expuestos a variables del mercado.

- 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, A., 2003)

- Riesgo de migración: Se presentan cuando se producen una rebaja en la calificación crediticia.

- 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 del trabajo de sistematización de práctica, 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) (Press, S. J. , & Wilson, S., 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:

$$\text{Ecuación 1: } PE = E * PI * SP$$

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 moratoria: Se aplaza el pago de una deuda vencida.
- La quiebra: El patrimonio de la empresa puede ser negativo.
- 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.

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 IFRS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad, 2017)

### ***Modelo de Markov***

El modelo de Markov (Sánchez Galán, J., 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. (Batioja Bravo, N.R. & Restrepo Valencia, N., 2022)

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:

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

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, 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.

### Marco Metodológico

Para el proyecto de sistematización se llevó a cabo una investigación de tipo cuantitativo en la cual se tomaron variable de días de mora, a su vez se clasificaron las moras según los rangos de días, por otro lado, el enfoque se puede considerar Aplicativo ya que se aplicó con base en un modelo ya existente llamado cadena de Markov, también se considera de tipo experimental ya que se busca evaluar un resultado o efecto posterior a su aplicación. Para determinar cuál era el modelo que se debía sistematizar, se llevó a cabo una revisión de las metodologías que la literatura menciona, entre ellas se destaca la matriz de Markov para la cual se debe disponer de una cantidad de datos históricos que permitan analizar las probabilidades de impago y de recuperación.

Para iniciar con la aplicación del modelo fue necesario descargar la base de datos, que se encuentra registrada en el programa **Insoft** de la compañía, seleccionando como población de estudio la cartera del último año, que corresponde al periodo desde el 21 de abril de 2022 al 21 de abril de 2023 y se selecciona como muestra la cartera de los clientes de Colombia, para traer a forma de pago se usó el maestro de clientes formulando con BUSCARV para traer información de la forma de pago solo de los clientes población de estudio.

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

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

- Clientes inactivos
- Clientes internacionales
- Clientes con pago de contado
- Clientes con datos faltantes o duplicados

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 procedió con la aplicación del modelo de Markov. Por lo que fue necesario iniciar el proceso de recolección de información disponible por parte de PROVEFABRICA, para lo cual se hizo uso de las datas que proporciona el sistema interno de la compañía para el caso del historial crediticio de los clientes se utilizó la data de saldos por vencimiento los cuales pueden ser filtrados por fechas de corte para facilitar su

exportación y posterior traspaso a la Matriz, para canalizar solo aquellos que tienen línea de crédito se utilizó la data o maestro de clientes en donde se encuentran todos los datos referentes a forma de pago, plazo, contactos, entre otros muchos datos generales de los clientes vinculados a la compañía.

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, V., & Zambrano Valencia, J. (s. f.))

Una vez se asignó la calificación crediticia y se seleccionó el método a utilizar, se generaron dos matrices de Markov en cuatro 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 extrajo del sistema la información de cartera con corte a abril 21 de 2023, para evaluar cuáles de esas facturas seguían vigente en mora con sus saldos y así poder tener la severidad de la pérdida.

## Resultados

Para el desarrollo del modelo, se inició con la base de datos previamente descargada, que se encontraba constituida por 111 clientes nacionales del sector de comercio de partes y piezas para muebles de oficina, ubicados en las diferentes ciudades del país.

Posteriormente a la realización de la base para la matriz, se extrajo del sistema dispuesto por la compañía una data correspondiente a la cartera vigente para cada periodo con corte los 21 de cada mes y con un horizonte histórico de 12 meses atrás, luego se inició con la clasificación crediticia de la siguiente forma:

Tabla 1.

### *Clasificación categorías de crédito*

<b>N° 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 días	91		5

Fuente: Elaboración propia, 2023.

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 uno de los clientes, se tomó como rango inicial el 21 de abril de 2022 y como rango final el 21 de abril de 2023, utilizando la metodología continua para conocer cuáles eran las calificaciones intermedias.

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS UNIMINUTO

Para complementar el ejercicio se optó por hacer un análisis, para conocer la máxima mora de cada cliente y su clasificación para el periodo de 12 meses, con la finalidad de conocer cuál era el porcentaje de deudores 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>Categoría</b>	<b>Porcentaje de clientes</b>
000-000	2%
001-030	45%
031-060	30%
061-090	15%
MAYOR A 91	8%
<b>Total, general</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, 2023.

La información arrojó, que el 45% se encuentra clasificado en 001-030, es decir, entre 1 y 30 días de mora, un valor bastante alto, el cual permite concluir que la compañía tiene una cartera con mora que realmente impacta la provisión y balance financiero, sin embargo, para poder aplicar el método continuo de forma adecuada, se utilizó la data de la cartera donde se incluyó el nombre de cliente y días de morosidad para cada periodo y, una vez organizada la información, se estableció la misma clasificación crediticia del método discreto, mencionada en

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS UNIMINUTO

la tabla 1 y posteriormente se utilizó la función Buscar v de Excel, para que en las columnas de los Rangos arrojara la clasificación correspondiente de cada cliente, permitiendo poder conocer mes a mes, cuál era la clasificación del cliente 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 mensual de cada cliente, según la clasificación por rangos y cuál clasificación impacta más, y el análisis arrojó los siguientes resultados:

Tabla 3.

*Porcentaje de clientes en mora mensual por categoría crediticia*

<b>Categoría</b>	<b>21.0 4.22</b>	<b>21.0 5.22</b>	<b>21.0 6.22</b>	<b>21.0 7.22</b>	<b>21.0 8.22</b>	<b>21.0 9.22</b>	<b>21.1 0.22</b>	<b>21.1 1.22</b>	<b>21.1 2.22</b>	<b>21.0 1.23</b>	<b>21.0 2.23</b>	<b>21.0 3.23</b>	<b>21.0 4.23</b>
Al día	47%	42%	41%	44%	46%	52%	42%	43%	43%	32%	39%	35%	21%
1 a 30 días	37%	42%	45%	46%	41%	34%	44%	46%	49%	49%	46%	51%	58%
31 a 60 días	12%	8%	5%	6%	10%	9%	8%	8%	5%	15%	10%	7%	14%
61 a 90 días	1%	4%	5%	1%	3%	3%	3%	3%	2%	2%	2%	3%	2%
Mayor a 90 días	4%	4%	4%	3%	1%	2%	3%	0%	2%	2%	4%	4%	6%
<b>TOTAL</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>

Fuente: Elaboración propia, 2023.

Haciendo un análisis global de la información, se logró evidenciar que el mayor porcentaje de participación se encuentra en la clasificación 2 (1 a 30 días) seguido de clientes

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS UNIMINUTO

que representan porcentajes superiores del 21%; para las siguientes clasificaciones, la tendencia para clientes a partir de 61 días de mora es al alza en cada uno de los periodos.

Aunque la información dada anteriormente es importante, porque demuestra que más del 37% de los clientes de la compañía tienen una clasificación entre 1 y 30 días y nos brinda una idea del comportamiento de la cartera, es importante conocer cuáles son los clientes que se encuentran en mora y cuál es la probabilidad de que un cliente migre de una calificación a otra a partir del día 1.

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

Para la construcción de la cadena de Markov, fue necesario conocer el comportamiento por los diferentes cortes de cartera, con la finalidad de saber cuál era el mayor impacto de la probabilidad de incumplimiento. Los resultados obtenidos, se observan en la siguiente tabla:

Tabla 4.

*Resultados de la matriz de transición MARKOV*

CATEGORÍA	000-000	001-030	031-060	061-090	MAYOR A 91	Total general	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO	DETERIORO PERMANENTE
000-000	4%	56%	31%	8%	2%	100%	96%	
001-030	0%	49%	32%	17%	2%	100%	51%	
031-060	0%	8%	31%	46%	15%	100%	62%	
061-090	0%	0%	0%	0%	100%	100%	100%	
MAYOR A 91	0%	0%	0%	0%	100%	100%		

Fuente: Elaboración propia, 2023.

## PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE EMPRESAS UNIMINUTO

En esta matriz se resume que solo el 4% de los créditos que iniciaron en una calificación 1 (0 días de mora), finalizó el periodo en las mismas condiciones, mientras que el 96% restante al finalizar, estuvo en los estados de mora de 1 a 30 y de 31 a 60 días, lo que evidencia que un cliente con 0 días de mora incumpla después de 30 días su obligación es una probabilidad Alta. De igual forma, el 49% de la cartera que comenzó en categoría de riesgo 2 (30 días), permanecieron en la misma categoría y el 32%, un porcentaje mayor al anterior, migró a la mora de mayor a 30 días.

Finalmente, para la matriz con base mayor a 90 días, se evidencia que para la calificación 4 (90 días) presenta el 100% que no hizo transición y finalizó en las mismas condiciones. En el análisis de los cuatro periodos, se evidencia un deterioro de la cartera en los 30 y 90 días, en los 31 a 60 días se evidencia una mejora.

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.

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

Se presento la sistematización de la matriz a la Jefatura regional de Finanzas y se estableció como política que será implementada a nivel regional en Perú y Ecuador en el mes de Junio para medir el impacto que está ocasiona en la toma de decisiones respecto a la administración de la cartera de créditos, adicional a esto se evaluará semestralmente con el fin de mantener un adecuado seguimiento para evitar el deterioro de la cartera y evidenciar patrones de incumplimiento.

## **Conclusiones y Recomendaciones**

### **Conclusiones**

En el desarrollo del presente trabajo, se sistematizó e implementó un modelo basado en la cadena de Markov, para la empresa PROVEFABRICA SAS que se dedica al comercio de partes, piezas y muebles para oficina, 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 revisiones 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 las 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 sistematizar el 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, 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 INSOFT, en el que se puede encontrar 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, clientes que pagan de contado 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 clientes, 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 96%, lo tiene la clasificación de facturas entre 30 y 60 días.

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 30 días, con una probabilidad de incumplimiento alta.

Una vez generado el análisis, la información arrojó una tasa de recuperación del -1%, lo cual permite concluir que, al tener un resultado tan alto de deterioro, el impacto del impago de las obligaciones es fuerte para la compañía, por ende, se sugiere que el modelo lo utilice una vez semestralmente, 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.

### **Recomendaciones**

De acuerdo con la información recopilada de la base de datos de la empresa en estudio, se encontraron diferentes situaciones que pueden ser objeto de investigación, para ajustarse en la metodología propuesta y evaluar el riesgo crediticio de los clientes. Con la información disponible actualmente, se evidenció que 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.

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 y/o de facturación de intereses en caso de no pago oportuno. Este tipo de política permite tener un control sobre la cartera y el análisis de los clientes, evitando la exposición al riesgo.

A partir de los cálculos, se debe generar una gestión desde diferentes puntos, evaluando el porcentaje de la PE 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 en mora, no se le otorguen cupos

adicionales, también es importante hacer gestión de recuperación de la cartera, mejorando la cobranza.

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

### Referencias

Aguas González. (2005). *Modelando el Riesgo de Crédito en Colombia*. Obtenido de Matrices de Transición para la Cartera Comercial:

<http://repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/8315/1/T-ESPE-047891.pdf>

Altman et al. (2012). de la Fuente, M. D., Elizondo , A., Finger, C., Gutiérrez , J., Gutiérrez,. En *Medición integral del riesgo de crédito*. Limusa Noriega Editores.

Batioja Bravo, N.R. Restrepo Valencia, N. (Junio de 2022). *Modelo para el análisis de riesgo crediticio basado en el modelo de Markov para una empresa del sector alimenticio*.

Obtenido de Repositorio EAFIT:

[https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/31542/Nathalia\\_RestrepoValencia\\_MarlonWalter\\_BatiojaBravo\\_2022.pdf?sequence=2&isAllowed=y](https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/31542/Nathalia_RestrepoValencia_MarlonWalter_BatiojaBravo_2022.pdf?sequence=2&isAllowed=y)

Bonás Piella, Llanes Mateu, Usón Catalán & Veiga Fernández. (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](http://www.idec.upf.edu/documents/mmf/06_09_riesgo_credito).

DANE. (2021). *Encuesta de Micronegocios (EMICRON)*. Obtenido de e

<https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/micro/bolmicronegocios-2019.pdf>

Escudero Pazmiño. (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 .

Fundación IFERS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad. (Julio de 2017).

*INSTRUMENTOS FINANCIEROS.* Obtenido de

[https://www.mef.gob.pe/contenidos/conta\\_publ/con\\_nor\\_co/vigentes/niif/NII](https://www.mef.gob.pe/contenidos/conta_publ/con_nor_co/vigentes/niif/NII)

Fundación IFRS. Consejo de Normas Internacionales de Contabilidad. (2017). *Consejo de*

*Normas Internacionales de Contabilidad.* Obtenido de Quiénes somos y qué hacemos.:

<https://www.ifrs.org/content/dam/ifrs/about-us/who-we-are/who-we-are-spanish-v2.pdf>

Leal Fica, Aranguiz Casanova & Gallegos Mardones. (2016). *Análisis de riesgo crediticio,*

*propuesta del modelo credit scoring.* Obtenido de

<https://revistas.unimilitar.edu.co/index.php/rfce/article/view/2666>

Montoya Sánchez & Arrobo Lapo. (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.* 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.msici.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-](https://www.msici.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f#:~:text=The%20CreditMetrics%20Technical%20Document%20describes,risk%20due%20to%20Credit%20events.)

[24a94dab122f#:~:text=The%20CreditMetrics%20Technical%20Document%20describes,risk%20due%20to%20Credit%20events.](https://www.msici.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f#:~:text=The%20CreditMetrics%20Technical%20Document%20describes,risk%20due%20to%20Credit%20events.)

Perotti, s.f. (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%20Modelo%20de%20Riesgo%20Crediticio.pdf)

Press, S. J. , & Wilson, S. (1978). Choosing between Logistic Regression and Discriminant Analysis. En E. P. Risk.

RiskMetrics Group. (2007). *CreditMetrics™ TECHNICAL DOCUMENT*. Obtenido de

<https://www.msci.com/documents/10199/93396227-d449-4229-9143-24a94dab122f>

Sánchez Galán, J. (2016). *Cadenas de Markov*. Obtenido de Universidad Nacional de: e

<https://ciencias.medellin.unal.edu.co/cursos/algebralineal/clases/8-clases/25-clase-23-aplicaciones-cadenas-de-markov.html>

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*. Obtenido de Revista Economía y Política, 6.:

<https://www.redalyc.org/jatsRepo/5711/571163421005/571163421005.pdf>

Valencia Rentería, V., & Zambrano Valencia, J. (s. f.). (s.f.). *Cálculo de la Probabilidad de Default para una cartera de créditos Vehiculares*. Obtenido de Escuela Superior

Politécnica del Litoral:

[https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/24421/1/RESUMEN%20%20%20CICYT%20VALERIA%20VALENCIA%20Y%20JORGE%20ZAMBRAN%20%20O.p](https://www.dspace.espol.edu.ec/bitstream/123456789/24421/1/RESUMEN%20%20%20CICYT%20VALERIA%20VALENCIA%20Y%20JORGE%20ZAMBRAN%20%20O.pdf)  
df

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

## Anexos

### Anexo 1. Información base de datos

Nombre de cliente	Forma de Pago
20/20 BIENES Y SERVICIOS SAS	Credito 8 días CREDITO
AA MOBILIARIO & OFICINAS SAS	PUNTUAL 30 DÍAS
ADC DECORACIONES LIMITADA	Efectivo
ADMECOL SAS	Credito 30 días CREDITO
AMOBLAR EMPRESARIAL SAS	PUNTUAL 20 días
AMPLEX DE COLOMBIA SAS	Credito 60 días
ARCHIVOS FUNCIONALES & OFICINAS	CREDITO
EFICIENTES ZZETA SAS	PUNTUAL 45 DÍAS
ARQUICULTURA SAS	Credito 30 días
ASTUDILLO ZUNIGA ORLANDO	Credito 30 días CREDITO
B Y F BODEGA DEL MUEBLE SAS	PUNTUAL 30 DÍAS CREDITO
BARRERA NAVARRETE JOSE RICARDO	PUNTUAL 30 DÍAS
BASA DISEÑOS SAS	Credito 30 días
CARVAJAL JHON JAIRO	Efectivo
CARVAJAL ESPACIOS S.A.S. BIC	Credito 60 días
CASA METTLER SAS	Credito 30 días
CASTEBLANCO FLOREZ LUZ MERY	Efectivo
CLOVERCOL SAS	Credito 8 días
CULTURA MATERIAL MUEBLES Y	CREDITO
ESPACIOS S.A.S	PUNTUAL 30 DÍAS
DASAGA MUEBLES & ACCESORIOS SAS	Efectivo CREDITO
DEKO SOLUTIONS SAS	PUNTUAL 30 DÍAS

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

Fuente: Base de datos internos de la compañía, 2023.

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

Nombre de cliente	Forma de Pago	Mora al 21.04.2022	Mora al 21.05.2022	Mora al 21.06.2022	Mora al 21.07.2022
20/20 BIENES Y SERVICIOS SAS	Credito 8 días	0	3	0	0
AA MOBILIARIO & OFICINAS SAS	CREDITO PUNTUAL 30 DÍAS	24	0	0	0
ADC DECORACIONES LIMITADA	Efectivo	20	50	81	0
ADMECOL SAS	Credito 30 días CREDITO	15	12	0	17
AMOBLAR EMPRESARIAL SAS	PUNTUAL 20 días	0	0	5	0

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2023.

**Anexo 3.** Rango inicial y final, Mora máxima, rango máximo

RANGO INICIAL	RANGO FINAL	MAX MORA	RANGO MAX
000-000	001-030	3	001-030
001-030	001-030	12	001-030
001-030	061-090	81	061-090
001-030	001-030	25	001-030
000-000	001-030	59	031-060

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2023

**Anexo 4.** Rango inicial y final, método discreto

Cuenta de RANGO INICIAL	RANGO FINAL					Total general
RANGO INICIAL	000-000	001-030	031-060	061-090	MAYOR A 91	
000-000	30,77%	59,62%	7,69%	0,00%	1,92%	100,00%
001-030	17,07%	68,29%	9,76%	2,44%	2,44%	100,00%
031-060	0,00%	38,46%	38,46%	7,69%	15,38%	100,00%

PROYECTO OPCIÓN DE GRADO FACULTAD DE ADMINISTRACIÓN DE  
EMPRESAS UNIMINUTO

061-090	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
MAYOR A 91	0,00%	0,00%	50,00%	0,00%	50,00%	100,00%
Total general	20,72%	57,66%	13,51%	1,80%	6,31%	100,00%

Fuente: Elaboración propia con datos internos de la compañía, 2023