



**Facultad de  
Ciencias Sociales y Humanísticas**

**PROYECTO DE TITULACIÓN**

**“PROPUESTA DE IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO DE  
ADMINISTRACIÓN DE RIESGO CREDITICIO PARA UNA  
EMPRESA COMERCIALIZADORA DE LA CIUDAD DE  
GUAYAQUIL.”**

**Previa a la obtención del Título de:**

**MAGISTER EN FINANZAS**

**Presentado por:**

**MICHAEL ARMANDO LUNA FUENTES**

**GUAYAQUIL – ECUADOR**

**2021**

## COMITÉ DE EVALUACIÓN



---

**Mariela Pérez Moncayo**

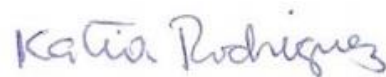
**Tutor del Proyecto**



---

**Erick Caro Bermúdez**

**Evaluador 1**



---

**Katia Rodríguez Morales**

**Evaluador 2**

## **DECLARACIÓN EXPRESA**

“La responsabilidad del contenido de este Trabajo de Titulación, corresponde exclusivamente al autor, y al patrimonio intelectual de la misma **ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**”



---

Michael Armando Luna Fuentes

## INDICE GENERAL

1. INTRODUCCIÓN .....	9
1.1. EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN.....	10
1.1.1. Antecedentes .....	10
1.1.2. Definición del problema.....	11
1.1.3. Hipótesis o Supuesto .....	11
1.2. Objetivos .....	11
1.2.2. Objetivo General .....	11
1.2.3. Objetivos Específicos .....	12
1.3. JUSTIFICACIÓN: .....	12
1.3.1. Beneficios.....	14
1.3.2. Limitaciones previsibles.....	14
2. MARCO TEORICO.....	15
2.1. El crédito.....	15
2.1.1. Elementos del Crédito .....	15
2.1.2. Calificación del Crédito .....	16
2.1.3. Análisis del Crédito:.....	17
2.1.4. Controles Internos del Crédito .....	18
2.1.5. La Garantía.....	22
2.2. Riesgo .....	24
2.3. Riesgo de Crédito.....	25
2.3.1. Elementos del riesgo de crédito.....	28
2.3.2. Metodologías de análisis financiero para el control de riesgo de crédito.....	28
2.3.3. La medición del riesgo y el análisis discriminante.....	32
2.3.4. El modelo Z-score de Edward. I. Altman.....	33
2.3.5. Regresión logística .....	34
2.3.6. Regresión logística múltiple.....	35
2.3.7. Modelos para el cálculo del Riesgo de crédito.....	38
3. DISEÑO METODOLÓGICO.....	41
3.1. Objeto de Estudio.....	41
3.2. Delimitación del estudio.....	42

3.3. Variables e indicadores .....	42
3.4. Instrumentos para la recolección de información.....	42
3.5. Procesamiento y análisis de información .....	42
4. DESARROLLO DE LA INVESTIGACION.....	44
4.3. Matrices de transición. ....	50
4.4. Cadenas de Markov.....	50
4.5. Matrices de transición para el cálculo de la cartera default.....	51
4.5.1. Cálculo de la cartera Default .....	59
4.6. Pérdida esperada.....	62
4.6.1. Cálculo de la pérdida esperada.....	64
4.7. Categorización de la cartera de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento calculada.	70
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....	77
5.1. Conclusiones .....	77
5.2. Recomendaciones .....	78
REFERENCIAS .....	79

## INDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 4.1 - Listado de cuentas por cobrar clientes.....	48
Ilustración 4.2 - Cuentas por cobrar por cliente y corte de facturación .....	48
Ilustración 4.3 - Categorías por mora.....	49
Ilustración 4.4 - Calculo de rango inicial y final.....	49
Ilustración 4.5 - Estado inicial y final de algunas cuentas en cartera.....	56
Ilustración 4.6 - Cartera deteriorada.....	57
Ilustración 4.7 - Clientes que permanecen con el mismo nivel de mora .....	57
Ilustración 4.8 - Clasificación de las cuentas según nivel de mora .....	58
Ilustración 4.9 - Clasificación de las cuentas según altura de mora expresada en porcentaje.....	59
Ilustración 4.10 - Cálculo de la cartera default y cartera default deteriorada y permanente .....	60
Ilustración 4.11 - Composición porcentual de la cartera.....	61
Ilustración 4.12 - Matriz de la cartera con la peor mora como estado final .....	61
Ilustración 4.13 - Cartera Default.....	62
Ilustración 4.14 - Variables a considerarse en el análisis de clientes .....	64
Ilustración 4.15 - Estimadores de máxima verosimilitud - Logit.....	67
Ilustración 4.16 – Aproximación Logit con las variables que cumplen .....	68
Ilustración 4.17 - Calculo de $Y_{ESTIMADA}$ .....	68
Ilustración 4.18 - Clientes ordenados por RUC .....	69
Ilustración 4.19 - Probabilidad de incumplimiento de un nuevo cliente .....	70
Ilustración 4.20 - Lista ordenada de clientes de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento.....	70
Ilustración 4.21 - Cartera distribuida de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento .....	71
Ilustración 4.22 - Función de distribución grupo A .....	72
Ilustración 4.23 - Función de distribución grupo B.....	72
Ilustración 4.24 - Función de distribución grupo C.....	73
Ilustración 4.25 - Función de distribución grupo D .....	74
Ilustración 4.26 - Datos para el cálculo de la pérdida esperada .....	74
Ilustración 4.27 - Estadística de la simulación de la pérdida esperada .....	75
Ilustración 4.28 - Distribución de probabilidad de la simulación .....	75
Ilustración 4.29 - Pérdida catastrófica.....	76

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 - Participación de la cartera en el total de activos sector comercial.....	11
Tabla 1.2 - Participación de la cartera en el total de activos corrientes Compañía Comercial .....	12
Tabla 2.1.1 - Elementos del crédito.....	16
Tabla 2.1.2 - Ejemplo de Ponderaciones.....	16
Tabla 3.1 - Tipos de variables .....	42
Tabla 4.1 - Comparativo modelo de Altman (1992) .....	44
Tabla 4.2 - Comparativo modelos de investigación Bankers Trust Co.....	45
Tabla 4.3 - Comparativo al modelo de las cinco C .....	46
Tabla 4.4 - Comparativo del modelo JP Morgan .....	47
Tabla 4.5 - Creación de Pares.....	53
Tabla 4-6 - Ejemplo de calificaciones de clientes .....	54
Tabla 4.7 - Pares Generados.....	54
Tabla 4.8 - Ejemplo de conteo de pares 2016-2017 .....	55
Tabla 4.9 - Ejemplo de matriz de probabilidad de transición.....	55

## RESUMEN

Las empresas se ven afectadas por una infinidad de riesgos que inciden sobre la propia gestión empresarial, sobre el patrimonio humano, material e inmaterial de la empresa, entre estos riesgos se encuentra el riesgo financiero, el cual está directamente relacionado con la gestión que se da a las cuentas por cobrar a clientes. El conocimiento de los clientes y composición de la cartera de acuerdo a su vejez, montos, concentración y garantías, juegan un papel importante en el proceso de gestión de la cartera crediticia y por ende influyen en minimizar los riesgos asumidos. Es importante anotar que la identificación de deudas malas contribuye al bienestar económico de la empresa y ayuda a tener una aproximación más cercana a la hora de calcular los montos a provisionar.

El análisis del riesgo de crédito debe considerarse como un importante punto desencadenador de nuevas y mejores oportunidades de negocio para cualquier tipo de industria (Checkley, 2003). El sector financiero a lo largo de la historia ha perfeccionado significativamente la administración de este riesgo, dado que es parte fundamental de su negocio, y para ello han existido varios precedentes que han permitido tomar decisiones focalizadas al mejoramiento continuo de sus productos en pos de maximizar el valor de sus compañías (Castaño & .Ramírez, 2005). Para el sector comercial existe una desventaja comparativamente, que radica en el hecho de que no existe un marco normativo que regule el crédito que se concede a través de la venta de sus productos o servicios. Se entiende como desventaja este hecho puesto que cada empresa deberá sentirse responsable de crear un modelo propio que se ajuste a sus necesidades de administración. Teniendo en cuenta lo anterior, en el presente trabajo de investigación se analizan las similitudes y diferencias más significativas del manejo de este tipo de riesgo en los sectores financiero y comercial; además se propone una metodología de administración de riesgo de crédito para una empresa del sector comercial, que adopte como mejores prácticas algunos de los lineamientos obligatorios establecidos del sector financiero. El modelo propuesto incluirá el cálculo de probabilidades, matrices de transición y el uso de cadenas de Markov, sirviendo de herramienta para la toma de decisiones en la gestión de cartera con base a la probabilidad de incumplimiento de las obligaciones de los clientes, contribuyendo en forma técnica al manejo del modelo básico de la cartera, el cual se limita normalmente al manejo de la cartera administrativa, pre jurídica y jurídica.



## CAPITULO I

### 1. INTRODUCCIÓN

El riesgo país, las tasas de interés, los tipos de cambio y demás variables que afectan directamente el costo de capital han hecho que los mecanismos de evaluación de las inversiones sean cada vez, más rígidos y exigentes, de modo que estos cubran las variables de volatilidad, riesgo e incertidumbre.

El pionero en la investigación y predicción de quiebras de empresas corporativas fue, Edward I. Altman, prestigiado académico de la escuela de negocios de Nueva York, quien señaló desde principios de la década de los noventa que el próximo gran reto financiero será la administración de riesgo de crédito, que consiste en medir, minimizar y prevenir las pérdidas esperadas y las pérdidas no esperadas que surgen de las actividades relacionadas con el otorgamiento de préstamos en general (Altman, 1992).

Desde los estudios publicados por Altman en los años sesenta hasta mediados de la década pasada sólo se había implementado los llamados modelos “tradicionales” de riesgo de crédito que predicen la quiebra de las empresas a partir de las variables independientes (razones financieras, indicadores micro y macroeconómicos) más relevantes a nivel estadístico.

Teniendo en cuenta que uno de los aspectos fundamentales en el desempeño financiero de una organización es la calidad de su cartera, una compañía que no cuantifique las posibles pérdidas o valores en riesgo, puede verse enfrentada a problemas de liquidez futuros. La buena gestión interna del riesgo es el pilar fundamental de la supervisión bancaria por lo que mantener una adecuada administración del riesgo de crédito se ha convertido en una obligación por parte de las instituciones controladas. Por lo que también resulta importante diseñar metodologías que permitan gestionar el riesgo de crédito ajustado a la realidad económica del sector en el que se desenvuelve la empresa, además de servir como herramienta para la toma de decisiones y generación de estrategias que prevengan la quiebra de las organizaciones (Marquez, 2006).

La administración de riesgo desde el área financiera se ha convertido en una herramienta fundamental para evaluar y estimar posibles pérdidas en las proyecciones planteadas por las organizaciones. En el sector real y especialmente en el de nuestro país vemos que el desarrollo de las metodologías para medición de riesgo de crédito es mucho menor comparado con las del sector financiero, las organizaciones actualmente evalúan

ciertos indicadores que les permita determinar la capacidad de pago de sus clientes; sin embargo es de fundamental importancia el diseño e implementación de procesos que estandaricen el cálculo de las probabilidades de incumplimiento de pago de los clientes y de los valores en riesgo a los que se puedan ver enfrentadas las compañías en el sector comercial.

Ante esta disyuntiva, el presente trabajo busca presentar un modelo para la administración de cartera de una empresa comercial, mediante la estimación del riesgo de crédito, acorde a la necesidad de la empresa comercializadora de establecer la probabilidad de impago de su cartera. Para el desarrollo se emplean diferentes herramientas para la evaluación y análisis del riesgo de crédito y la estimación del valor en riesgo de cartera que permita cuantificar dicho riesgo.

## **1.1. EL PROBLEMA DE LA INVESTIGACIÓN**

### **1.1.1. Antecedentes**

En las empresas la liquidez es uno de los elementos que más afectan su gestión y permanencia en el mercado. Entendemos por liquidez a la capacidad que tiene la empresa para responder a sus obligaciones y compromisos en el corto plazo, es decir, la capacidad que tiene la empresa para responder por sus pasivos corrientes con sus activos corrientes. En la mayoría de los casos las empresas dependen en su liquidez de las cuentas por cobrar a clientes y los inventarios.

Analizar la composición de la cartera de acuerdo a su vejez, límite máximo del crédito, concentración y garantías, es una primera parte del proceso de gestión de la cartera crediticia de la empresa. Cualquier esfuerzo proactivo en este sentido va a impactar sustancialmente en el bienestar económico de la empresa.

Uno de los objetivos primordiales de las áreas financieras en las empresas es presentar unos estados financieros que calquen lo mejor posible la situación real de las finanzas de la empresa. Determinar el valor neto de la cartera, calcular el monto de la provisión de deudas malas y por ende la pérdida esperada en las cuentas por cobrar en la empresa es necesario realizarlo permanentemente.

Con base en la información de la Superintendencia de Compañías, con el reporte financiero de las empresas comerciales del sector societario en los años 2017 al 2019, las

cuentas por cobrar a clientes superan el 21% del total de los activos en promedio. Ver tabla1.

*Tabla 1.1 - Participación de la cartera en el total de activos sector comercial*

<b>AÑO</b>	<b>No. DE EMPRESAS</b>	<b>CXC CLIENTES MILLONES</b>	<b>TOTAL ACTIVOS MILLONES</b>	<b>CXC/ACTIVOS</b>
2017	17.939	\$6.455	\$29.481	21,90%
2018	18.190	\$6.989	\$32.620	21,43%
2019	16.422	\$6.478	\$30.782	21,05%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Superintendencia de Compañías.

En la toma de decisiones de la gerencia financiera está la provisión de recursos monetarios necesarios para realizar las operaciones normales de la empresa. Las cuentas por cobrar ocupan un lugar distintivo en la estructura de los activos corrientes de las empresas, determinar la composición de la cartera de cuentas por cobrar y realizar su clasificación en torno a la rotación de la cartera, las garantías y la concentración conlleva a tener un modelo robusto y bien fundamentado en su composición. Se hace necesario determinar su nivel de riesgo crediticio, y el impacto que tiene sobre las arcas financieras de la empresa o entidad.

### **1.1.2. Definición del problema**

Estimación de la composición de la cartera crediticia y la pérdida esperada para la empresa.

### **1.1.3. Hipótesis o Supuesto**

Ho: El modelo planteado para la administración de la cartera determina la pérdida esperada.

H1: El modelo planteado para la administración de la cartera NO determina la pérdida esperada.

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.2. Objetivo General**

Proponer un modelo para la administración de cartera de la empresa comercial, mediante la estimación del riesgo de crédito.

### 1.2.3. Objetivos Específicos

- Evaluar el riesgo de crédito al que se enfrenta la empresa determinando el valor de riesgo crediticio.
- Medir la probabilidad de incumplimiento o no pago de los clientes de la empresa.
- Analizar el impacto que dicho incumplimiento podría generar sobre la organización.
- Desarrollar un modelo de gestión y administración de cartera que permita determinar la pérdida esperada de la cartera crediticia.

### 1.3. JUSTIFICACIÓN:

Las organizaciones actualmente deben crear conciencia sobre la importancia de la valoración y cuantificación de los posibles riesgos a los que se ven expuestos en el desarrollo de su actividad; es importante conocer las distintas regulaciones nacionales e internacionales que permitan crear estimaciones y marcos referenciales para la estimación de posibles pérdidas y los efectos que podrían representar dentro de la compañía. Las compañías necesitan buscar herramientas y metodologías que les brinden la información necesaria para el cálculo de la probabilidad de impago de los créditos otorgados a sus clientes, con el fin de realizar proyecciones y poder estimar los flujos de caja futuros de mejor manera.

Debido a que el nivel de cuentas por cobrar de la compañía comercial en estudio, representa el 30,47% del total de activos corrientes y no cuenta con un procedimiento establecido para el análisis y cálculo de los valores en riesgo de crédito, es importante proponer un modelo de gestión que permita la estimación y cuantificación de los riesgos de crédito a los que se encuentra expuesta.

Tabla 1.2 - Participación de la cartera en el total de activos corrientes Compañía Comercial

AÑO	CXC CLIENTES	TOTAL ACTIVOS CORRIENTES	CXC/ACTIVOS
2017	\$12.248.327	\$37.682.255	32,50%
2018	\$12.858.481	\$36.125.677	35,59%
2019	\$11.848.160	\$38.886.860	30,47%

Fuente: Elaboración propia a partir de datos de la Superintendencia de Compañías.

Este trabajo pretende estimar la probabilidad de impago de la cartera, por los créditos ofrecidos a sus clientes, utilizando el cálculo del VaR con el propósito de estimar el valor en riesgo de la cartera que sirva como herramienta de análisis para la medición del impacto financiero que dicho incumplimiento pueda tener sobre la organización, además de utilizarla como herramienta para el monitoreo constante y que permita la evaluación de las actuales políticas de cartera que la organización implementa y de esta manera poder mejorar la gestión sobre los créditos ofrecidos. Con las estimaciones sobre los valores en riesgo se pretende anticipar con mayor precisión los posibles cambios y variaciones en las recaudaciones proyectadas.

En la actualidad existen métodos de estimación de riesgo de crédito tanto tradicionales como modernos, que permiten estudiar y predecir la capacidad de pago de los deudores. Los modelos *tipo scoring* son instrumentos de clasificación o puntuación utilizados por las empresas para decidir sobre el otorgamiento de líneas de crédito a sus clientes, para este tipo de modelo se debe definir el nivel de riesgo que la institución está dispuesta a asumir. El proyecto propuesto procura facilitar la toma de decisiones en condiciones de riesgo, presentando un escenario de menor incertidumbre, donde se hace referencia a la probabilidad que tiene cada solicitante de presentar problemas de morosidad (retrasos en los pagos). De acuerdo con los diferentes trabajos empíricos, esta probabilidad se puede estimar considerando las diferentes características del individuo como son de tipo demográfico, social y financiera, al momento de solicitar el crédito, como información inicial se utiliza el historial crediticio (cumplimiento de pagos, días de mora, etc.) De clientes que previamente se les otorgo una línea de crédito.

En el desarrollo cotidiano de la administración financiera de las empresas, está la gestión de las cuentas por cobrar de los clientes (cartera), entre sus actividades están:

- Otorgamiento de cupos de crédito de acuerdo al perfil del cliente.
- Definición de plazos en los pagos.
- Administración del cobro administrativo.
- Administración del cobro pre jurídico.
- Administración del cobro jurídico.
- Negociación de descuentos por pronto pago.
- Definir y aplicar la política de provisión para deudas malas.

A partir de lo anterior, es claro que la empresa comercializadora requiere un modelo de administración de la cartera de la empresa; en especial uno que provea la medición de la pérdida esperada de la cartera y el valor de la cartera provisionada de las deudas malas.

### **1.3.1. Beneficios**

Una vez finalizado el estudio se podrá establecer un modelo encaminado a determinar la pérdida esperada en el portafolio crediticio y la provisión de deudas malas para el saneamiento de la cartera.

### **1.3.2. Limitaciones previsibles**

Acceso a la información de la composición de las cuentas por cobrar detallada de la empresa comercial

## CAPITULO II

### 2. MARCO TEORICO

#### 2.1. El crédito

Una definición de crédito podría expresarse como: el compromiso de una entidad de poner a disposición de sus clientes la cantidad de dinero que este necesite, para el cumplimiento de un fin, a cambio de una promesa de pago. Este tipo de operaciones, podría también ser analizado desde el punto de vista de un intercambio, en el cual se concede en préstamo alguna cosa contra la restitución de la misma en un periodo determinado. *Generalmente* el crédito adopta la forma de “préstamo monetario” o “venta a plazo” cuando en el contexto se introducen factores como el tiempo y tasas de interés.

En estas transacciones está inmerso el concepto de confianza, la cual no es suficiente para garantizar la restitución del principal de la operación, razón por la cual se introduce el factor fundamental del colateral que tengan las operaciones.<sup>1</sup>

En un escenario ideal, quien concede el préstamo querrá asumir el menor riesgo posible asociado al crédito, y quien recibe el crédito buscará maximizar su uso reduciendo su costo (bajas tasas de interés) o rentabilizando el principal recibido. Estas operaciones generalmente se constituyen como un activo para la entidad que concede el crédito, mientras que para quien lo recibe debe ser considerado como un pasivo.

En la gestión del crédito intervienen varios factores entre ellos está el establecer políticas que garanticen el otorgamiento de créditos únicamente a clientes que cumplan con los parámetros establecidos, esto será de gran importancia al momento de determinar si se concede o no el crédito a un cliente (Salazar, 2013).

##### 2.1.1.Elementos del Crédito

Los elementos que intervienen en las operaciones de crédito son los siguientes:

---

<sup>1</sup> Se entiende por colateral la garantía que cubre el riesgo de no cumplimiento del compromiso en las condiciones pactadas originalmente.

Tabla 2.1.1 - Elementos del crédito

ELEMENTO	CONCEPTO
<b>Institución acreditante</b>	Quien concede el crédito de acuerdo a políticas preestablecidas.
<b>Sujeto de Crédito</b>	Quien recibe el bien económico, dinero, bien, servicio, etc.
<b>Objeto de Crédito</b>	Es el bien, servicio, o cantidad de dinero por la cual se realiza la operación.
<b>Destino del Crédito</b>	Uso específico que se dará al objeto del crédito.
<b>Plazo</b>	Período de tiempo que transcurre entre la concesión y el pago total del crédito.
<b>Amortizaciones</b>	Forma en la cual se pagará el crédito a través del tiempo.
<b>Confianza</b>	Es la consideración que tiene quien concede el crédito respecto de la solvencia moral de quien lo recibe.
<b>Riesgo</b>	Probabilidad que no se recupere el crédito.

Fuente: Advantage Credit.com

### 2.1.2. Calificación del Crédito

Como explica Castro (2014), la calificación consiste en una serie de indicadores que otorgan las empresas a los sujetos de crédito, y que indica la solvencia general del solicitante. Es en realidad un sistema de puntuaciones basado en un modelo matemático que hace la evaluación de algunos tipos de información; la misma que al ser comparada con ciertos parámetros (históricos), identificará el nivel de riesgo del prestamista en el futuro.

Existen algunos modelos que, por su facilidad de uso, han sido aplicados por empresas de consumo o bancos que conceden créditos de montos bajos, llamados también de retail. El modelo de calificación, buscará entonces, ponderar cierta información (variables) para tomar una decisión respecto del riesgo inherente que la empresa o entidad financiera aceptará en la operación.

A continuación se presenta un ejemplo de este tipo de ponderaciones:

Tabla 2.1.2 - Ejemplo de Ponderaciones

TIPO DE VARIABLE	PONDERACIÓN (Peso del total del puntaje)
Historial de pago	35%
Montos adeudados	30%
Calificación de crédito	15%
Número de consultas buro de crédito	10%
Tipos de créditos usados	10%

Fuente: Advantage Credit.com



En el ejemplo se agrupan las ponderaciones realizadas para un modelo, en el cual se evalúan determinadas variables que explican el factor a ponderar. Este tipo de modelo se conoce como *scoring de crédito*, tema que se abordará más adelante en este estudio.

Una de las ventajas *del scoring de crédito* es que no solo se limita a analizar la calificación crediticia como variable única para determinar si se otorga o se niega el crédito; si no que permite incorporar variables, como por ejemplo la puntualidad de pagos, el número de operaciones vigentes, etc., que nos ayuden a calificar de mejor manera el riesgo del solicitante.

Es interesante también analizar en estos modelos, el número de veces que el solicitante ha sido consultado en los reportes de buró de crédito dado que podría indicarnos la necesidad urgente de dinero y a la vez el número de veces que ha sido rechazado por otras entidades crediticias.

### **2.1.3. Análisis del Crédito:**

#### **2.1.3.1. Análisis Cualitativo del Crédito**

El análisis cualitativo es una técnica empleada por las entidades que conceden créditos para entender mejor a sus clientes y evaluar el riesgo de cada operación. Este análisis se realiza desde una perspectiva diferente al análisis cuantitativo, ya que el postulante puede ser una persona natural o jurídica, y no pueden hacer una proyección acertada de sus flujos, o no tienen el conocimiento ni la experiencia para entregar información financiera elaborada.

Con la finalidad de no rechazar a este tipo de clientes, existe el análisis cualitativo, que se realiza como complemento del análisis cuantitativo de la operación. Entre las herramientas más usadas tenemos el análisis FODA y el Diamante de Porter.

El análisis FODA consiste en evaluar aspectos internos y externos del postulante de tal manera que se conozcan las Fortalezas, Oportunidades, Debilidades y Amenazas del sujeto de crédito. El diamante de Porter, puede ser usado como un análisis complementario al FODA, fue creado por Michel Porter en 1979, y consiste en analizar los siguientes aspectos:

- a. *Amenaza de nuevos competidores*.- se debe analizar lo que deberían hacer los nuevos competidores para ingresar al mercado del postulante en las mismas condiciones, precios, calidad, etc.

- b. *Poder de negociación con los proveedores.*- Si el postulante puede tener poder de negociación con sus proveedores, será probable que sus flujos de efectivo sean controlados de mejor manera.
- c. *Poder de negociación con los compradores.*- Si los productos no son diferenciados, probablemente el poder de negociación disminuya, lo que se convierte en un tema importante de análisis, es decir, el punto de discusión será qué parte de la cadena es más fuerte, si el postulante al crédito o sus clientes. Si la balanza se inclina hacia los clientes, por ejemplo; tienen poder de negociación en cuanto a los descuentos que pueden obtener, se deberán considerar como posibles riesgos en el crédito del postulante al crédito, dada la probabilidad de incumplir sus proyecciones de rentabilidad.
- d. *Amenazas de productos sustitutos.*- Se deben analizar cuáles son los sustitutos del producto o servicio que comercializa el postulante.
- e. *Rivalidad entre competidores.*- Se debe analizar la conducta de la competencia del sector al que pertenece el postulante, puesto que una competencia encarnizada podría constituirse en un riesgo de incumplimiento.

#### **2.1.3.2. Análisis cuantitativo del crédito**

Según Calvo (1982), el análisis cuantitativo consiste en realizar un análisis de los estados financieros del postulante y de la depuración de los mismos, por ejemplo, una manera de hacer esta depuración sería eliminar las cuentas por cobrar incobrables, o cuentas por cobrar a socios contra el patrimonio. En el caso de personas jurídicas sería deseable contar con los estados financieros auditados del postulante.

Ciertamente existen cuentas que serán más importantes en su análisis, por ejemplo: Inventario, Obligaciones Bancarias, Obligaciones Comerciales, Cuentas por Cobrar. Este análisis es numérico, y busca encontrar indicadores que califiquen al postulante utilizando información histórica que generalmente comprenden variables predictivas.

#### **2.1.4. Controles Internos del Crédito**

Se podrían definir como controles internos, a las políticas que se encuentran establecidas por las empresas en su afán de estandarizar criterios y normar las actividades a seguir en el proceso de otorgamiento de crédito.

Estos sistemas de control interno serán más eficientes en la medida en la cual todos los ejecutivos de la empresa, los conozcan, los apliquen; y estructuren sus decisiones de acuerdo a los procedimientos establecidos.

Para lograr una gestión exitosa en la concesión de créditos se debe sistematizar el proceso de control en las distintas fases. Para fomentar el control del crédito, se deberá tener claridad de todos los factores que afectan su comportamiento y además del riesgo asociado a cada crédito concedido.

Se ponen a consideración del lector las siguientes metodologías que se consideran importantes; más que con la finalidad de entrar en la profundización sistemática de un control específico, para dar a conocer en forma general el tratamiento del riesgo:

- a. **Evitar el riesgo:** En este punto, se hace sumamente importante la evaluación de la operación antes de la concesión del crédito. Cuando las probabilidades de pérdida identificadas sean demasiado evidentes, no se concederá el crédito.
- b. **Prevenir:** Una vez que se asumió el riesgo, es menester hacer un seguimiento continuo de aquellos clientes especialmente que no están teniendo un record de pagos continuo. Para evitar problemas de pérdida futuros.
- c. **Transferir:** Como medida de apoyo, se podrá transferir el riesgo, en su totalidad o parte de él a una tercera persona. Esta tercera persona puede ser; por ejemplo, un garante, o una garantía real cuyo valor de mercado respalde al 100% la operación y además sea suficientemente realizable.

Existen análisis que han estructurado el control interno de los créditos, que a pesar de no tomar en cuenta variables significantes en los análisis podrían ayudar a la definición de un esquema básico de control. Entre ellos se puede mencionar las cinco “C” del crédito (Proaño Vera, 2012):

- **1era C: Carácter.** - Se consideran principalmente cualidades del sujeto de crédito, tales como integridad, honorabilidad, solvencia moral, es decir es un análisis del cliente tomando en cuenta aquellos valores que harían que cumpla con sus compromisos. Se deben evaluar elementos que haga posible la cuantificación de esta variable, y que además sean verificables, a continuación, se enumeran algunos ejemplos: referencias personales, referencias comerciales, reporte de buró de crédito, verificación de demandas judiciales, referencias bancarias.

- **2da C: Capacidad.-** Analiza la experiencia, la habilidad o la aptitud del sujeto de crédito para afrontar el pago. Para efectos prácticos se evalúan factores como por ejemplo la antigüedad de su actividad, zona de influencia, número de empleados, recursos físicos, financieros, etc.
- **3era C: Condiciones.-** Son aquellos factores exógenos que pudieran afectar el concepto de negocio en marcha, es decir aquellos que no tienen una relación de dependencia directa del trabajo del sujeto de crédito, y que pudieran alterar sus condiciones económicas, que como consecuencia tendrá el incumplimiento de sus pagos. Se pueden considerar variables de este análisis las siguientes: Zona geográfica, Sector de la economía al que pertenece, Situación Política, Situación macroeconómica. Ciertamente estos factores son difíciles de evitar, si tiene una correcta evaluación al menos se podrán analizar como riesgos contingentes.
- **4ta C: Colateral.-** Es una fuente secundaria de fondos y se constituyen en aquellos elementos que le permitirían al sujeto de crédito en el caso de que su principal fuente de fondos se viera afectada. Es fundamental para el análisis de riesgo de crédito que exista una segunda fuente de pago, algunas de las garantías que se usan en el mercado se enumeran a continuación: pagaré, fianza, depósito en garantía, garantía inmobiliaria De acuerdo a José Gajical, en su manual de gestión de cuentas por cobrar, para el análisis de la garantía se necesita un estudio cuidadoso, pues determinar el monto del crédito en base a ésta puede ser riesgoso. Lo correcto es hacer el análisis del monto de crédito en base de lo que el sujeto de crédito puede pagar y no en base a lo que se puede embargar si no paga.
- **5ta C: Capital.-** Se debe considerar como una variable muy importante, en un sentido más preciso son los fondos propios con los cuales el sujeto cubriría el crédito que le fue concedido. La experiencia indica que mientras más profundo sea el análisis, permitirá predecir más acertadamente la probabilidad de incumplimiento. El análisis profundo permitirá conocer por ejemplo los flujos de ingreso y egreso, capacidad de endeudamiento.

#### **2.1.4.1. Requisitos para otorgar crédito e instrumentación**

Los análisis que se realizan tienen como fuente de información, los documentos que cada postulante de crédito entrega de acuerdo a la lista de requisitos que la entidad que otorga el crédito solicita como paso previo al análisis.

Se han agrupado, aquellos requisitos que no se pueden prescindir dada su importancia:

- a. *Ingresos*.- Es necesario que el solicitante presente su fuente de repago de la deuda que está contrayendo, para lo cual se deberá exigir información sobre sus ingresos mensuales, como roles de pago, facturas de honorarios, declaraciones de impuestos, etc.
- b. *Ubicación*.- Estos datos brindan certeza de la localización del futuro cliente, para lo cual será necesario solicitar un documento que certifique la ubicación de su domicilio o lugar de trabajo, por ejemplo, recibos de servicios básicos, pagos de impuesto predial, etc.
- c. *Identidad*.- Son necesarios para identificar al solicitante, por ejemplo, se podrían solicitar, copias de cédulas de identidad, Registro Único de Contribuyentes, Pasaporte, etc.
- d. *Documentación de Referencia*.- Como copias de matrículas de vehículos, certificados bancarios, estados de cuenta de tarjetas de crédito.

Es necesario que el solicitante llene un formato idóneo para el tipo de crédito que está solicitando, en el cual proporcionará todos los datos generales, referencias tanto comerciales como bancarias y deben anexarse los documentos que se estipulen como requisitos por la entidad otorgante.

Posteriormente a la recepción de la solicitud se debe hacer una verificación de los datos del solicitante, para lo cual se deberán realizar las siguientes consultas:

- a. *Domicilio*.- se deberá hacer una corroboración objetiva de la información entregada sobre el lugar de residencia en la solicitud del crédito.
- b. *Situación Laboral*.- es necesario hacer una verificación de la situación laboral del solicitante; en el caso de relación de dependencia, se deberán corroborar datos como la antigüedad, cargo, sueldo. Dado el caso de un trabajador independiente, se debe corroborar, antigüedad del negocio, mercadería en stock, número de trabajadores, instalaciones.
- c. *Central de Riesgo*.- se debe hacer la consulta al buró de crédito para conocer cuál ha sido su comportamiento de crédito

d. *Nivel de endeudamiento actual.*- del mismo modo mediante la consulta al buró de crédito se puede obtener la información actualizada del nivel de endeudamiento del solicitante en el sistema comercial y financiero.

#### **2.1.4.2. Señales de deterioro de la situación del deudor**

Con el siguiente análisis se pretenden establecer las razones por las cuales el deudor no podría cumplir con los compromisos adquiridos con la entidad que concede el préstamo, sin embargo, de no ser las únicas que podrían existir, se hace un resumen de las más importantes:

- **En personas Naturales:**

- a. Clientes mal humorados y pesimistas.
- b. Vicios tales como la bebida, consumo de drogas, etc.
- c. Salud quebrantada, sin otra garantía que no sea la personal.
- d. Atenciones exageradas con el personal de la empresa.

- **Persona Jurídica:**

- a. Cambio inusitado de razón social o dirección, que no se comunican a la entidad que concede el préstamo.
- b. Uso del dinero concedido en otros negocios.
- c. Descuido evidente del establecimiento o negocio.
- d. Siniestros de la empresa que no tienen una explicación clara.
- e. Deterioro del sector en el que la empresa trabaja.

- **Factores en el manejo del negocio:**

- a. Actitud displicente, beligerante o evasiva a la llamada o visita de un funcionario de la empresa que otorgó el crédito.
- b. Realizar abonos parciales constantemente.
- c. Incidentes de morosidad continuos.
- d. Cancelar sus deudas con cheques a nombre de terceros.

#### **2.1.5. La Garantía**

Una garantía es obligación jurídica mediante el cual se pretende dotar de una mayor seguridad al cumplimiento de una deuda u obligación (Risk, 2007). Sirven para asegurar al acreedor una cobertura segura y eficiente que prevalece ante un simple acuerdo de voluntades.

La garantía es también una ventaja para los deudores, dado que facilitan el acceso al crédito en mejores condiciones. Generalmente las garantías deben ser valuadas en un monto superior al 100% del monto concedido por la entidad.

Según la normativa de la superintendencia de bancos y seguros del Ecuador, la garantía es la acción de afianzar a través de documentos, prendas, hipotecas, o por medio de un tercero, los valores, bienes o servicios otorgados por el prestatante; para asegurarse contra el riesgo de incumplimiento del que solicita el crédito (Super Intendencia de Bancos, 2021).

#### **2.1.5.1. Tipos de Garantías:**

Según Mavila (2011), dependiendo del crédito y del nivel de riesgo asociado a la operación; existen dos tipos de garantías.

- a. **Garantías Reales:** Son bienes inmuebles o prendas, que se ofrecen como depósito al prestatante durante el tiempo que dure el crédito, este tipo de garantías se dividen en:
  - i. Prendaria.- El prestatante adquiere el derecho sobre un bien mueble del solicitante, en caso de que se produzca el incumplimiento. Quien lo concede puede hacer uso de ese bien, para recuperar los fondos prestados.
  - ii. Hipotecaria.- El prestatante adquiere los derechos sobre un bien inmueble que pertenece al solicitante, hasta que la deuda se extinga por completo. En caso de incumplimiento por parte del deudor, el prestatante podrá ejecutar la garantía es decir hacer uso del bien para la recuperación de sus fondos.
- b. **Garantías Personales:** Consisten en presentar un aval o dar una garantía quirografaria. El aval será un familiar o amigo que demuestre la solvencia económica para cubrir el pago del préstamo en caso de que el deudor principal falle. Este debe firmar la aceptación de su compromiso.
  - i. *Garantía Personal:* es constituida por la acreditación personal que merece el solicitante, es cuando una persona diferente al deudor garantiza el préstamo con la totalidad de su patrimonio (Ferrajoli, 2000).
  - ii. *Garantía Quirografaria:* Se constituye solamente la firma de quien solicita el crédito.
  - iii. *Garantía Solidaria:* Es cuando el aval tiene como base la responsabilidad de todos quienes firman el instrumento de deuda, y todos solidariamente pagaran el total de

la deuda en caso de incumplimiento del contrayente. Es decir, se cobrará de igual manera al deudor y a su garante.

## 2.2. Riesgo

Las decisiones empresariales están afectadas por una serie de cambios o sucesos imprevistos que en ocasiones pueden conllevar consecuencias negativas.

En particular, debe destacarse la ausencia de certeza que existe en el momento de realizar cualquier acción empresarial, lo que provoca una situación de duda y malestar ante la materialización de algunos escenarios. La existencia del riesgo implica la probabilidad de materialización de un peligro (Proaño Vera, 2012).

Pero, ¿cuál sería entonces la connotación financiera de la misma palabra?

Financieramente se dice que riesgo es la probabilidad de que la empresa enfrente pérdidas afectando su valor patrimonial o económico, es decir que el peligro realmente se materialice (Lara, 2008). Ahora bien, esta probabilidad entonces está presente en cualquier tipo de actividad empresarial, sin embargo, es importante anotar que las entidades financieras se han preocupado mucho más que cualquier otra industria en medirlos, cuantificarlos y administrarlos.

Son conceptos innovadores aquellos que algunos autores han identificado como los riesgos a los cuales se enfrenta una empresa no bancaria. Estas teorías clasifican estos riesgos en dos grupos:

1. Elementos sobre los cuales la empresa no puede influir: Inflación, Política Gubernamental, Coyuntura económica, Estrategia Competidores.
2. Riesgos propios de la actividad de la empresa (Altuve, 2016):
  - a. *Riesgo económico*: derivado de la elección de las inversiones de la empresa o activo.
  - b. *Riesgo financiero*: materializado en el modo en que la empresa financia las inversiones que realiza, es decir la estructura de su pasivo.

Por otro lado los riesgos financieros estudiados profundamente por el sector bancario, se han clasificado de la siguiente manera: *Riesgo de crédito*, *Riesgo de mercado*, *Riesgo de tasa de interés*, *Riesgo de liquidez*, *Riesgo de cambio*, *Riesgo operativo*, *Riesgo Legal* como mencionan Fica y Colaboradores (2018). A continuación, se hace un análisis del concepto de Riesgo de Crédito, dado el objetivo del presente caso de estudio:

- Un objetivo estratégico para una organización es asegurar su sustentabilidad en el tiempo, es decir, ésta debe generar los flujos de efectivo que permitan mantener un



capital de trabajo adecuado, atender los requerimientos en activos de largo plazo, servir adecuadamente la deuda y mantener una política de dividendos adecuada (García, 1997).

- Entenderemos por crédito, la inversión realizada en un cliente, ligada a la venta de un producto o servicio; y la principal razón de otorgar crédito, es generar e incrementar las ventas (Ross, Westerfield & Jaffe, 2012).

### 2.3. Riesgo de Crédito

En la actualidad las compañías se encuentran expuestas ante el incumplimiento en el pago de sus clientes. Lo que obliga a tomar medidas en el otorgamiento de cupos de crédito. El crédito que se define como el “intercambio entre un bien actualmente disponible, especialmente dinero, y una promesa de pago. Es la posibilidad que un agente económico, tiene en virtud de su reputación o solvencia, de recibir dinero, mercancías o cosas de otros agentes económicos, a condición de su devolución o pago de su precio en el momento y condiciones convenidas” (Gómez & López, 2002, p.75).

De acuerdo a este planteamiento las empresas del sector real, en especial la de objeto de este estudio (Sector comercial), realizan intercambios de mercancías con el objetivo de recibir el pago de acuerdo a las condiciones pactadas en una factura. Ante la imposibilidad de pago de estos compromisos financieros, las empresas se ven enfrentadas al riesgo crediticio, exponiéndolas ante una posible pérdida por este tipo de operaciones.

Una vez que se ha dado un vistazo en general de lo que se entiende por riesgo, se puede analizar qué es riesgo de crédito. Sería interesante entonces revisar en un balance financiero dónde se ubica el riesgo de crédito:



Fuente: Elaboración Propia.

Teniendo en cuenta que el riesgo de crédito puede generar posibles pérdidas a la compañía, entonces su ubicación deberá ser en el ACTIVO. El objetivo de esto además de poner en perspectiva la ubicación financiera del riesgo, es ponderar la necesidad de administrarlo. Dado que una afectación (cambio negativo) en el ACTIVO, tendrá también una afectación negativa en el PATRIMONIO.

Como mencionan Ortíz y Noboa (2020), el riesgo de crédito entonces se definirá como la probabilidad de que la empresa reconozca una pérdida (afectando su patrimonio) dado el incumplimiento de los términos contractuales en activos sobre los que la empresa tiene un derecho económico.

Durante la historia del mundo las condiciones económicas han sido variables, y esta variabilidad es una fuente (casi inagotable) de riesgos. Estos cambios pueden influenciar en la posición de exposición al riesgo de una empresa no solo por la parte principal del derecho económico que se está administrando; por ejemplo, una cuenta por cobrar, sino además porque la garantía o el colateral que acompaña este activo que puede también cambiar de valor. El mejor ejemplo es lo que sucede con una garantía real hipotecaria, que hace pocos años cambió de valor significativamente en varios países, trayendo consigo resultados insostenibles para la banca debido al fuerte decremento del valor de estos bienes.

Según Fica y colaboradores (2018), el riesgo de crédito actualmente es más difícil de administrar debido a las condiciones del mercado y la diversificación de los clientes. Anteriormente la cuantificación del riesgo dependía del juicio de quien lo analizaba, la mitigación del mismo se reducía a la exigencia de un colateral que supere el valor del activo en un 10% (medida también establecida mediante el mejor juicio de quien concedía el crédito).

Estos “modelos” trajeron consigo consecuencias como la quiebra de algunos bancos, es por eso que resulta fundamental evaluar más profundamente el riesgo de crédito, para mitigarlo de manera que, permita administrar correctamente los niveles de riesgo de crédito. El riesgo de crédito puede ser dividido de la siguiente forma:

1. *Riesgo de crédito por incumplimiento.*- Es la probabilidad de que la contraparte incumpla con su obligación de pago en la fecha y el monto previstos.
2. *Riesgo de crédito por deterioro de calidad crediticia.*- Cuando se produce un cambio de las condiciones iniciales.

3. *Riesgo de concentración.*- Como su nombre lo indica, la falta de diversificación se puede convertir en una posible pérdida para la compañía.

Enfatizando lo antes mencionado entonces, habrá que resaltar que el riesgo se encuentra encerrado en la “contraparte” Es decir se relaciona directamente con la persona y no necesariamente en la operación.

A pesar de que la supervisión bancaria no ha podido evitar grandes colapsos en el sistema financiero con una eficiente administración de riesgo en las últimas décadas; profundizada también, por la falta de una legislación que haya sido capaz de prevenir, o al menos “amortiguar” las crisis económicas derivadas de este riesgo; se debe reconocer que la relación directa con el patrimonio, ha obligado a las entidades financieras a reconocer provisiones por todas las posibles pérdidas que genere el riesgo de crédito, lo cual si es mérito de las legislaciones que se han ido aplicando en varios países.

La cobertura de estas pérdidas se realiza a través de provisiones que al cierre del ejercicio financiero, se terminaran cubriendo con patrimonio; sin embargo, es importante anotar que estas provisiones deben depender de ciertas variables (por ejemplo, días de morosidad).

La empresa puede definir su perfil de riesgo mediante políticas; por ejemplo, se habrá de definir el producto, sus clientes, el segmento de mercado que quiere atender. Luego de hacer estas importantes definiciones se podrá entonces hacer un análisis de las variables que afecten este perfil, por ejemplo: nivel de morosidad, historial, nivel de endeudamiento en el sistema financiero, comportamiento en el sistema financiero, etc.

Este riesgo es además variable a lo largo del tiempo ya que se modifica de acuerdo al cambio de la capacidad crediticia del actor principal “el cliente”, por lo que habrá que entender entonces a este riesgo como un riesgo de volatilidad asociada a su concepto. La dificultad de medirlo de manera sistemática aplicando una metodología homologada para volúmenes grandes de créditos, ha sido materia de varios análisis.

La pérdida que se logre determinar luego del análisis de las variables establecidas por la empresa, se conocerá como *Pérdida Esperada*, pero aquella que corresponda a la volatilidad intrínseca en este tipo de riesgo se conocerá como *Perdida Inesperada*.

Algunos estudios han tratado de establecer metodologías de medición de este tipo de pérdida, una de las primeras mediciones calculadas, fue el riesgo individual del sujeto de crédito, denominada calificación de crédito; este parámetro desde sus inicios buscaba

jerarquizar a sus deudores, estableciendo una escala de AAA a C, en la cual un crédito calificado con C sería más difícil de recuperar que un crédito con calificación A.

Sin embargo, estos modelos estaban generalmente basados en el número de días de morosidad del cliente, y no se hacía un análisis del perfil más completo del cliente, de su entorno y otros parámetros relevantes de medición, como por ejemplo la probabilidad de que el cliente A pase a una calificación C. En esta metodología se intenta sistematizar la obtención de un indicador de riesgos, obteniéndolo mediante un puntaje de la probabilidad de incumplimiento del cliente; es decir, es un análisis discriminante, que separa en clientes aceptables y clientes rechazados según los parámetros definidos en la metodología.

### **2.3.1. Elementos del riesgo de crédito**

Como indica Piella y colaboradores (2007), los elementos que componen el riesgo de crédito son definidos desde diferentes enfoques, sin embargo, se describen las siguientes consideraciones como generales:

- a. *Primer Elemento.- Pérdida Esperada*, esta pérdida depende del deterioro presentado en la cartera evaluada en la fecha de análisis, determinándose de acuerdo a la calidad de cada uno de los sujetos de crédito por medio de una calificación. Se pueden considerar algunas situaciones diferentes; la quiebra es decir cuando el patrimonio de la empresa se convierte en negativo; la moratoria, cuando se retrasa el pago de la deuda; la reestructuración, cuando se renegocian los términos iniciales de la operación.
- b. *Segundo Elemento.- La exposición*, será el importe que se compromete ante un evento adverso crediticio.
- c. *Tercer Elemento.- Probabilidad de incumplimiento*, vincula el rating o calificación del sujeto de crédito.
- d. *Cuarto Elemento.- Severidad*, es la pérdida real que se soporta tras el incumplimiento del sujeto de crédito.

### **2.3.2. Metodologías de análisis financiero para el control de riesgo de crédito**

#### **2.3.2.1. Modelo Relacional**

El *modelo relacional* según menciona Quiroz (2003 ) es muy usado para modelar problemas de administración reales. Su idea se fundamenta en usar relaciones que expliquen en forma lógica el comportamiento de sus variables, generalmente se conceptualiza como una tabla de registros (filas) y columnas (campos).

Su aplicación para la administración de riesgos, radica en el análisis del cliente que se puede hacer dada la información que se mantiene en poder de la entidad. En base a estas relaciones históricas se busca establecer un nivel de riesgo aceptable.

En el caso de un cliente que, por ejemplo sólo operara a través de una entidad financiera, es decir una vinculación total con ella, se tendrá un elevado grado de cobros y pagos por cuenta bancaria, y dicha entidad dispondría de una valiosísima información que prácticamente evitaría pedir más datos económico-financieros al cliente para evaluar su riesgo.

Además, las relaciones o ratios que se calculan en el *método relacional* constituyen piezas clave para el seguimiento del riesgo y el análisis de la rentabilidad global del cliente.

### **2.3.2.2. Modelo Económico Financiero**

Según Orejuela y colaboradores (2020), se realiza mediante la comparación de rubros en los estados financieros, con el fin de obtener información acerca de rentabilidad, liquidez, solvencia, etc. Permite determinar las tendencias de los estados financieros, y los resultados de la empresa en un determinado periodo.

Un análisis financiero sencillo es aquel que se hace al estado de resultados, y consiste en realizar una comparación porcentual de cada cuenta comparada con las ventas; mientras que del balance general se comparan las cuentas, por ejemplo; contra el activo total. El análisis horizontal determinará las variaciones porcentuales que existen entre los periodos.

Para el uso de estas pruebas se han determinado ciertos sistemas de análisis desde diferentes enfoques; por ejemplo, el análisis causa efecto, el cual está compuesto por varios indicadores financieros, que permiten medir con rapidez y exactitud los puntos fuertes y débiles del postulante a un crédito, estas pruebas básicas por ejemplo incluyen los siguientes indicadores: *Índice Corriente*, *Cuentas por cobrar comerciales a capital de trabajo*, *Utilidad Neta*, *Pasivos totales a patrimonio neto*, *Flujos de Efectivo*, etc.

### **2.3.2.3. Modelos de Credit Scoring**

El *modelo de scoring* es un modelo de puntajes, que apareció con el crecimiento de la clase media en el siglo XIX, cuando la necesidad de la medición del riesgo también

creció con la creación de numerosos bancos comerciales, casas de empeño, orientados al crédito de consumo.

Los sistemas de puntaje automatizados representan el primer intento formal de evaluar el riesgo que significa que un deudor individual bajo un criterio de evaluación científico (Fica, Casanova, & Mardones, 2018). En sus primeros intentos éstos modelos arrojaban inconsistencias en cuanto a la aceptación o rechazo de los créditos, esto principalmente dado a la diferencia de criterios de quienes lo analizaban.

Lo sucedido llevó a que se busque la estandarización de atributos observables que comúnmente tenían capacidad para distinguir entre buenos y malos deudores. Quienes analizaban los créditos concedían un puntaje a cada atributo (variable) y dependiendo del resultado, el crédito se concedía o se rechazaba.

Durante la segunda guerra mundial los analistas escaseaban, entonces los intermediarios solicitaron a quienes calificaban los créditos que escribieran las reglas que usaban para decidir la aceptación o rechazo de un crédito, como resultado de este ejercicio se obtuvo una cantidad grande de condiciones heterogéneas (Proaño Rivera, 2016).

Posterior a la guerra con a la aparición de las calculadoras, el proceso se automatizó y más aun posteriormente con el advenimiento de las computadoras. El primer puntaje con sustento científico fue realizado por R.A. Fisher en 1936 creador del método “análisis discriminante” que buscaba identificar a través de atributos medibles distintos grupos dentro de una misma población. Técnica que fue adoptada por D. Durand en 1941 para realizar una diferenciación entre créditos buenos y malos. Estas investigaciones permitieron una automatización que fue reemplazando la subjetividad implícita del análisis “a dedo”, por válidos que estos hubieran sido.

En estos sistemas se logró unificar tanto los elementos como los criterios de calificación, dando como resultado decisiones más consistentes y predecibles. Entre 1975 y 1976 empezó el uso masivo de este tipo de metodologías de puntuación, implementándose completamente cuando su uso obligatorio fue dictado por la Ley de Igualdad de Oportunidades de Crédito<sup>2</sup>.

Los *modelos de credit scoring*, normalmente utilizados para la evaluación de consumidores, como indica Fica (2018) lo que busca es la estimación de la probabilidad asociada a la operación, es decir la probabilidad de incumplimiento.

---

<sup>2</sup> La Ley de Igualdad de Oportunidades de Crédito (ECOIA) es una ley creada por el gobierno de los Estados Unidos con el objetivo de brindar a todos las mismas oportunidades para obtener préstamos y otras formas de crédito de instituciones financieras y otros prestamistas.

Se construye a partir de las características del candidato y del tipo de operación. El modelo entrega un *score*, que representa la expectativa del riesgo asociado a un candidato, o a una operación de crédito. Generalmente está basada en una escala continua de números ordinales. Es considerado un método estadístico. Este modelo emplea variables, y estas pueden ser de diferente índole; sin embargo, las más usadas son aquellas de tipo socio económico.

Según Boyes, Hoffman y Low (1989) “los créditos de retail estarán mejor definidos si se usan variables socioeconómicas; por ejemplo, edad, estado civil, nivel de estudios, tiempo de permanencia en el domicilio actual, número de consultas en el buró de crédito”. Este tipo de modelos no deberían incluir variables como raza, religión, nacionalidad. Mientras que para un cliente con personería jurídica se pueden tener como variables por ejemplo índices financieros, y variables asociadas al comportamiento de pago.

El *scoring estadístico* de crédito, trata del uso cuantitativo acerca del desempeño y características de préstamos pasados, registrados en una base de datos. Es un método explícito y objetivo puesto que, mediante sus fichas de calificación permite pronosticar el riesgo. Este tipo de modelo es que permite hacer la evaluación, en el origen, es decir en el momento de la solicitud de crédito, no es un modelo reactivo, sino que permite conocer el riesgo que se desea administrar desde el primer momento.

#### **2.3.2.3.1. Ventajas del Credit Scoring**

Cuando se desarrollaron los métodos de puntaje se basaron en criterios de discriminación y clasificación estadística, la razón principal se debe a que estos métodos traen consigo una gran cantidad de bagaje de herramientas analíticas de suma utilidad.

Siendo su base el análisis estadístico entonces se pueden hacer estimaciones de las muestras, análisis rutinarios como pruebas de hipótesis, determinación de intervalos de confianza, que si se ponen en contexto de análisis de crédito, permiten medir la capacidad predictiva del modelo y sus variables.

Es posible además hacer una medición discriminatoria de cada característica y sus atributos y además obtener la mejor elección de los ponderadores, que es el puntaje asociado a cada característica o variable.

Permitiendo al final del día que el modelo sea ajustado de tal manera que se convierta en un modelo lo más predictivo posible, eliminando además aquellas variables que no aportan significativamente a la predictibilidad.

Según Fica y colaboradores (2018) el *scoring estadístico* cuantifica el riesgo y tiene ventajas potenciales cuando se compara con metodologías cualitativas:

- **El Scoring mide el riesgo crediticio como una probabilidad.-** El riesgo es pronosticado como la probabilidad de que ocurra un suceso expresada en forma porcentual.
- **Es un modelo consistente.-** Este modelo a través de la ficha de calificación considera iguales a todos los clientes, esto significa que el riesgo pronosticado para dos personas con las mismas características será el mismo.
- **El scoring puede probarse antes de usarse.-** El scoring puede probarse antes de usarse con operaciones que ya hayan sido concedidas. Este procedimiento revela como hubiera funcionado si hubiera sido aplicado el modelo al momento de los desembolsos de los préstamos actualmente vigentes.
- **Eficiencia en el tiempo.-** El método simplifica la calificación, el tiempo de respuesta para obtener la calificación del cliente es inmediato; por lo tanto, también representa un ahorro de costos para la entidad.
- **Flexibilidad.-** Puesto que se adaptan fácilmente al cambio del entorno y de los deudores, que es frecuente en este tipo de operaciones.

### **2.3.3. La medición del riesgo y el análisis discriminante**

La medición del riesgo financiero, según argumenta Fica y Colaboradores (2018) ha cobrado vital importancia durante las últimas décadas debido al vertiginoso crecimiento en el volumen de clientes, tanto del sector bancario como del sector real, aunado a los procesos de globalización de los negocios que exigen un seguimiento técnico y riguroso de la exposición al riesgo asociado a la cartera de los clientes actuales y potenciales de cualquier entidad. Estos controles se convierten cada vez más en una herramienta indispensable para las organizaciones, ya que una inadecuada gestión de este riesgo puede avocarlas a una situación de insolvencia e insostenibilidad financieras.

Los *modelos de calificación por ponderación de factores* se basan en técnicas estadísticas de *análisis multivariado*, una de ellas es el *análisis discriminante*,



metodología más utilizada para determinar un número indicativo de la calidad del crédito (Fica, Casanova, & Mardones, 2018). En el país es aún incipiente el uso de estos modelos en las empresas del sector real para pronosticar la capacidad real de pago de sus clientes. Sin embargo, es creciente la investigación de las ventajas de la aplicación de estas técnicas por su mayor rigurosidad con respecto a las técnicas tradicionales.

El *análisis discriminante multivariado* es una técnica estadística que permite clasificar una observación en uno de los grupos definidos a priori dependiendo de sus características individuales. Se usa principalmente para clasificar y/o hacer predicciones en problemas donde la variable dependiente es de carácter cualitativo. La idea básica consiste en obtener una serie de funciones lineales (llamadas funciones discriminantes) a partir de variables independientes que permiten interpretar las diferencias entre los grupos y clasificar a los individuos en alguna de las subpoblaciones definidas por la variable dependiente. Se parte de  $p$  variables ( $X_1, X_2, \dots, X_p$ ) medidas para ( $g$ ) grupos de individuos preestablecidos (Fontalvo, De La Hoz, & Morelos, 2018 ).

#### **2.3.4. El modelo Z-score de Edward. I. Altman**

En 1968, Altman discute por primera vez la utilidad del *análisis discriminante* dentro del *análisis financiero*. El procedimiento consistía en identificar combinaciones lineales de los indicadores o ratios financieros más significativos de las compañías para clasificarlas según su probabilidad de impago. Para esto, las preguntas se enfocaban a (1) identificar cuales ratios eran los más importantes para detectar un potencial incumplimiento, (2) que pesos debía asignárseles a los ratios seleccionados, (3) como debían establecerse objetivamente estas ponderaciones (Altman, 1992, pág. 3).

Para la selección de las variables independientes del modelo, Altman recopiló y analizó 22 indicadores financieros tradicionales potencialmente útiles, clasificados dentro de cinco categorías: liquidez, rentabilidad, apalancamiento, solvencia y actividad. Estos indicadores se escogieron con base en su popularidad en la literatura técnica y en su relevancia para el estudio, además de que se agregaron algunos pocos nuevos indicadores en el análisis. Con el fin de filtrar este grupo inicial de 22 indicadores y llegar a un perfil final de variables se aplicaron: (1) pruebas de significancia estadística de varias funciones alternativas, que incluían la determinación de las contribuciones relativas de cada variable independiente; (2) evaluación de intercorrelaciones entre las variables relevantes; (3) evaluación de la precisión predictiva de las diferentes combinaciones; (4) evaluación del

análisis. De esta manera, se seleccionaron cinco de las 22 variables originales como aquellas que mejor predecían la bancarrota corporativa, de donde se obtuvo la siguiente función discriminante:

$$Z = V_1X_1 + V_2X_2 + V_3X_3 + V_4X_4 + V_5X_5$$

Donde

- $X_1$  = Capital de trabajo / activos totales
- $X_2$  = Utilidades retenidas / activos totales
- $X_3$  = Utilidades retenidas antes de intereses e impuestos / activos totales
- $X_4$  = Valor en libros del patrimonio / Valor pasivos totales
- $X_5$  = Ventas / activos totales
- $V_i$  = Coeficientes o pesos asignados a cada una de las variables
- $Z$  = Índice o puntaje total

Este arreglo se conoce como el modelo Z-Score de Altman adaptado en donde cinco razones financieras son ponderadas y sumadas para determinar el puntaje total con el cual se realiza la clasificación de las compañías en alguno de los grupos definidos (bancarrota, no-bancarrota o con problemas, sin problemas). El modelo así planteado es una revisión o adaptación del modelo original de 1968, que estaba diseñado para empresas que transan públicamente en la bolsa, por lo que  $X_4$  tenía una connotación diferente, pero fue reformulado para que fuese aplicable a empresas que no transan en el mercado accionario, y por ello no es fácil encontrar su valor de mercado.

### 2.3.5. Regresión logística

El objetivo de la *regresión logística* según Bogantes y colaboradores (2021) consiste en modelar cómo influye en la probabilidad de aparición de un suceso, habitualmente dicotómico, la presencia o no de diversos factores y el valor o nivel de los mismos. También puede ser usada para estimar la probabilidad de aparición de cada una de las posibilidades de un suceso con más de dos categorías (suceso polinómico).

Si se utiliza como variable dependiente la probabilidad  $P$  de que ocurra el suceso, se construye la siguiente función:

*Ecuación 1.*

$$Z_n = \frac{P}{1 - P}$$

Ahora, si se tiene una variable que puede tomar cualquier valor, se plantea una ecuación de regresión tradicional:

*Ecuación 2*

$$Z_n = \frac{P}{1-P} = a + b[\text{independiente}]$$

Que se puede convertir con una pequeña manipulación algebraica en:

*Ecuación 3*

$$\begin{aligned} \log \left[ \frac{P}{1-P} \right] &= a + bx \\ \frac{P}{1-P} &= e^{a+bx} \\ \frac{P}{1-P} * (1-P) &= e^{a+bx} * (1-P) \\ P &= e^{a+bx} - e^{a+bx} * P \\ P + e^{a+bx} * P &= e^{a+bx} \\ (P-1)e^{a+bx} &= e^{a+bx} \\ \frac{1}{(1+e^{a+bx})(e^{-a-bx})} &= \frac{1}{e^{-a-bx} + e^{a+bx-1-bx}} \end{aligned}$$

*Ecuación 4*

$$P = \frac{1}{1 + e^{-(a+bx)}}$$

### 2.3.6. Regresión logística múltiple

Para el caso de una *regresión logística* con múltiples estados de respuesta, Alderete (2006) indica que los coeficientes se estiman y los contrastes de hipótesis se realizan del mismo modo que en el modelo simple; aunque con el modelo múltiple (igual que en regresión lineal) se pueden hacer contrastes no solo sobre cada coeficiente sino también sobre el modelo completo o para la comparación de modelos.

La técnica de regresión logística es ampliamente utilizada, cuando se tiene por objetivo identificar el grupo al cual pertenece una unidad experimental, pero que, además, genera la probabilidad de tal clasificación y es menos estricta en el cumplimiento de supuestos. Por ejemplo, uno de los supuestos más difíciles de cumplir y que se requiere en la aplicación del *Análisis Discriminante*, es el supuesto de normalidad, en el caso de la regresión logística no se requiere cumplir el supuesto de normalidad multivariado del

conjunto de variables regresivas; lo que se traduce en que se puede trabajar con las variables originales sin necesidad de transformarlas.

En cuanto a la caracterización de cada una de las variables explicativas se busca encontrar a través del método de Máxima Verosimilitud, los coeficientes que maximicen la función logística. Como explica: "... Mediante la interpretación de los coeficientes del modelo estimado se busca hallar las características considerándolas simultáneamente a todas ellas... que son más discriminatorias... si alguna de las variables independientes es una variable discreta con k niveles, se debe incluir en el modelo como un conjunto de k-1 variables de diseño o "variables dummies". El cociente de las probabilidades correspondientes a los dos niveles de la variable respuesta se denomina ODDS (cociente de probabilidad) y su expresión es:

*Ecuación 5*

$$\frac{P(Y = \frac{1}{x})}{1 - P(Y = \frac{1}{x})} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}$$

*Ecuación 6*

$$\log \left[ \frac{P(Y = \frac{1}{x})}{1 - P(Y = \frac{1}{x})} \right] = \log(e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p})$$

Dónde:

Log = Logaritmo de la razón de proporciones de los niveles de la variable respuesta.

Los  $\beta_j$  estimados representan la tasa de cambio de una función de la variable dependiente "Y" por unidad de cambio de la variable independiente "X".

El coeficiente  $\beta_j$  expresa el cambio resultante en la escala de medida de la variable "Y" y para un cambio unitario de la variable "X"; por ejemplo, para la variable X1,  $\beta_1 = g(x_1+1) - g(x_1)$  representa el cambio en el *Logit* frente a un incremento de una unidad en la variable X1. La interpretación se hace en términos de la razón de OR (cociente de probabilidad condicional).

$$OR = \frac{\frac{P(Y = \frac{1}{x_j + 1})}{1 - P(Y = \frac{0}{x_{j+1}})}}{\frac{P(Y = \frac{1}{x_j + 1})}{P(Y = \frac{0}{x_{j+1}})}} = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}$$

Un interrogante en este tipo de análisis, es determinar si todas las variables consideradas en la función discriminante contienen información útil y si solamente algunas de ellas son suficientes para diferenciar los grupos. Cuando las variables independientes tienen mucha relación entre sí, el modelo no puede distinguir que parte de la variable dependiente es explicada por una u otra variable, esto se conoce como multicolinealidad. Por lo que es imperativo evaluar la correlación entre las variables explicativas del modelo.

### ***Función de distribución logística***

La explicación de la función de la distribución logística, plantea la siguiente cuestión: ¿Qué significado tienen los coeficientes del modelo  $\beta_0$  y  $\beta_1$ ? Respondiendo al interrogante se dice que  $exp(\beta_0)$  representaría el valor del ODDS cuando la variable explicativa toma el valor cero, es decir, cuanto más probable es el éxito que el fracaso cuando la variable explicativa vale cero:

- $exp(\beta_1)$  representa el OR por unidad de incremento de la variable explicativa X.
- OR = Medida de asociación
- $exp(\beta_0)$  es el OR por el aumento de una unidad en la variable Xi manteniendo constantes las otras (controlado por ellas).

### ***Las variables cualitativas en el modelo logístico***

Es incorrecto que en el modelo intervengan variables cualitativas, ya sean nominales u ordinales. La solución a este problema es crear tantas variables dicotómicas como respuestas menos dos. Estas son las variables dummy (variables internas, indicadores de diseño).

El *coeficiente de la ecuación* para cada variable dummy se corresponde al *Odds Ratio* de esa categoría con respecto al nivel de referencia (la primera respuesta); cuantifica

como cambia el riesgo respecto a primera respuesta. El hecho de que la constante en el modelo logístico no sea significativa, manifiesta que cuando las variables independientes toman el valor de cero, el logaritmo también toma un valor de cero.

### **2.3.7. Modelos para el cálculo del Riesgo de crédito**

“El riesgo de crédito se define como la pérdida potencial que se registra con motivo del incumplimiento de una contraparte en una transacción financiera (o en alguno de los términos y condiciones de la transacción). También se concibe como un deterioro en la calidad crediticia de la contraparte o en la garantía o colateral pactada originalmente como menciona García & García (2010). “El riesgo crédito, surge cuando la contraparte está indispueta o es totalmente incapaz de cumplir sus obligaciones contractuales”. Debido a las posibles pérdidas que se pudieren generar por este incumplimiento consideramos al crédito como un producto que requiere un detallado análisis y estudio por parte de las entidades que lo ofrecen, que permita garantizar a los propietarios de la empresa mejores ganancias futuras.

El riesgo de crédito, en perspectiva, es definido en 5 tipos de riesgo.

- Riesgo de contraparte.
- Riesgo emisor.
- Riesgo país.
- Riesgo de liquidación.
- Riesgos relacionados, como el deterioro de la calidad de cartera.

El estudio del riesgo crediticio es realizado de acuerdo al interés del gestor de riesgo. Por lo tanto el enfoque del presente estudio de investigación es determinar la probabilidad de que una entidad deudora no sea capaz de cumplir con los términos de pago y fechas pactadas en un contrato de crédito con otra entidad. Esto es lo que se denomina riesgo de contraparte.

En la actualidad hay desarrollados, entre otros, cuatro tipos de modelos para determinar el riesgo de crédito de las empresas:

- Modelos tradicionales, entre los que se encuentra el de las 5 Ces.
- Modelos econométricos.
- Modelo KMV y Moody's.
- Redes neuronales artificiales.

Estos modelos tienen por objetivo determinar la probabilidad de que una entidad incumpla en sus compromisos crediticios, exceptuando a los modelos tradicionales, los cuales son de carácter cualitativos. Los tomadores de decisiones deben interactuar armoniosamente tanto con los estudios cualitativos como con los cuantitativos ya que ambos no deben ser percibidos de forma mutuamente excluyentes, sino que por el contrario, deben complementarse con el fin de generar resultados más fundamentados y certeros.

### ***El coeficiente de correlación múltiple $\rho$***

Para el cálculo del coeficiente de correlación es necesario determinar cuál es el objetivo del estudio. Esto debido a que la regresión y la correlación son dos técnicas separadas: la regresión tiene como fin la predicción y la correlación la asociación. “Para situaciones en las que el interés principal es el análisis de regresión, el coeficiente de correlación de la muestra ( $r$ ) se obtiene a partir del coeficiente de determinación ( $r^2$ ):

*Ecuación 8*

$$r^2 = \frac{\text{suma de cuadrados de regresion}}{\text{suma de cuadrados total}} = \frac{SCR}{SCT}$$

*Ecuación 9*

$$r = \text{coeficiente de correlacion} = \sqrt{r^2}$$

### ***Evaluación de validez del modelo de regresión lineal múltiple***

Cuando el modelo de regresión múltiple está construido, inicialmente debe ser evaluada la bondad de ajuste. Esta es medida con el error estándar y el coeficiente de determinación múltiple. Finalmente es llevada a cabo la prueba de significancia para el modelo la cual consta del coeficiente de regresión estandarizado (prueba t) y el cociente F (prueba de Fisher).

### La bondad de ajuste

Medir la bondad de ajuste significa que tan aproximados fueron los resultados obtenidos en la regresión, a los datos originales. Si una regresión no genera un ajuste considerable, entonces el modelo será rechazado inmediatamente sin necesidad de hacer más pruebas. El ajuste es medido con los siguientes indicadores:

- *Error estándar de estimación (Se)*: Este mide los grados de dispersión alrededor del plano de la regresión. Entre más pequeño sea “Se”, más ajustado y preciso será el modelo de regresión.

*Ecuación 10*

$$Se = \sqrt{\frac{\sum(Y_i - \bar{Y}_i)^2}{n - k - 1}}$$

En donde  $n-k-1$  es el número de grados de libertad y  $k$  es el número de variables a la derecha; el numerador bajo el radical de la fórmula es la suma de los errores elevada al cuadrado y se minimizará de acuerdo con el concepto de *mínimos cuadrados ordinarios*.

- *Coefficiente de determinación múltiple ( $R^2$ )*: Expresa la fuerza de relación entre la variable dependiente y las variables explicativas. Entre más alto sea el valor de  $R^2$  mayor poder explicativo tendrá el modelo. El valor de esta medida se encuentra siempre entre 0 y 1, es decir:  $0 \leq R^2 \leq 1$ .
- *Coefficiente de determinación ajustado ( $R^2$  ajustado)*: Este coeficiente de determinación, tiene la desventaja de que es vulnerable a manipular sus resultados al incluir nuevas variables al modelo así no tengan significancia, esto debido a algún tipo de correlación casual que se pueda presentar, pero que en el fondo no tiene nada que ver con el objeto del estudio. El *coeficiente de determinación ajustado* se ajusta a la medida del poder explicativo para el número de grados de libertad.

*Ecuación 11*

$$R^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{n - 1}{n - k - 1}$$



## CAPÍTULO III

### 3. DISEÑO METODOLÓGICO

El método de investigación utilizado es el método científico puesto que se realizará un trabajo sistemático de investigación, se hará toma de datos, la formulación, análisis y modificación de una hipótesis, se aplicarán métodos o teorías para analizar la hipótesis y finalmente concluir sobre los datos obtenidos.

Adicionalmente a la investigación bibliográfica presentada en los capítulos anteriores, se ha planteado desarrollar un análisis comparativo de metodologías, consideradas relevantes para la propuesta del estudio realizado, este análisis busca tomar como referencia otros modelos y métodos que sirvan de base para generar ideas, presentar esquemas, formatos y a su vez mostrar ventajas y carencias que permitan finalmente generar un documento que logre plasmar la metodología de análisis de riesgo de crédito para una empresa comercializadora, objeto del presente estudio.

Se realizará el análisis y comparación de la información y, determinando los aspectos críticos, será posible lograr ideas favorables para el método de análisis de riesgo de crédito que se va a implementar, será posible determinar los aspectos relevantes de los métodos estudiados y para considerar y generar valor agregado al método a proponerse y también se analizará los elementos que se presenten como debilidades de los sistemas de riesgo de crédito comparados para no considerarlos en la propuesta o mejorarlos para una correcta aplicación.

Además se realiza un estudio descriptivo, puesto que describe el comportamiento de la cartera crediticia y su relación con la veracidad de las variables calculadas a partir de esta.

En cuanto al tipo de investigación, es de carácter cuantitativo, visto que se hace inferencia en la información de carácter numérico, recolección y análisis de variables como montos, tiempo, nivel de riesgo, entre otras, con las cuales se efectuarán operaciones matemáticas.

#### 3.1. Objeto de Estudio

El objeto de estudio es la base de clientes de una empresa del sector comercial que asciende a 21.142 registros.

### 3.2. Delimitación del estudio

El estudio está delimitado por las siguientes variables:

- *Espacial*: Empresa dedicada a la comercialización de Filtros y Lubricantes.
- *Demográfica*: Clientes institucionales y personas naturales.
- *Temporal*: Se tomará el comportamiento histórico de los últimos dos años.
- *Temática*: Gestión de Riesgos Financieros.

### 3.3. Variables e indicadores

Tabla 3.1 - Tipos de variables

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	CLASIFICACIÓN	ESCALA	INDICADOR	SUBVARIABLE
Riesgo por exposición	Cuantía futura expuesta al incumplimiento de pago	Cuantitativa	Números reales	Valor monetario	
Riesgo de incumplimiento	Probabilidad de impago del crédito	Cuantitativa	Números reales	Probabilidad	Crédito VAR
Perdidas Esperadas	Magnitud monetaria a separar de la utilidad	Cuantitativa	Números reales	Valor monetario	

Fuente: Elaboración propia.

### 3.4. Instrumentos para la recolección de información

El estudio se desarrolla principalmente en base a un análisis documental, que recopila la información de diversos autores, sobre las metodologías usadas en empresas no financieras. La información sobre los clientes será provisionada por la empresa comercial.

### 3.5. Procesamiento y análisis de información

1. Consolidar las cuentas por cobrar en la empresa de acuerdo a su composición crediticia.
  - a) Acceder a la base de datos de la empresa a estudiar y armar la información contemplando montos de cartera, concentración, vejez y garantías.
  - b) Incluir las variables relacionadas con los clientes como: nivel de estudio, antigüedad con la empresa como cliente, la edad, estado civil, profesión.
2. Determinar la *cartera default* de la entidad a través de una regresión lineal.

- a) Modelar los datos empíricos, para establecer las variables que afectan la conducta de incumplimiento de los individuos, usando los modelos de máxima probabilidad usando simuladores de riesgo.
  - b) Determinar la *cartera default* para la empresa con base en las variables definidas anteriormente.
3. Realizar el *modelo Logit de máxima verosimilitud* para determinar las variables independientes y la variable dependiente de alta significancia estadística.
- a) Determinar la probabilidad de ocurrencia de un evento específico para datos ajustados a una curva de distribución logística.
  - b) Con base en la altura de la mora, la concentración de la cartera, la vejez de la cartera y garantías, categorizar los clientes en la composición de la cartera, en A, B, C, y D.
4. Determinar la *pérdida esperada* de la cartera para separar el monto estimado de la utilidad obtenida en forma de provisiones.
- a) Calcular la probabilidad default, para cuantificar la deuda del cliente con la empresa en caso de incumplimiento.
  - b) Cuantificar el valor monetario de la exposición que perderá la empresa por el incumplimiento.
  - c) Determinar la pérdida en caso de incumplimiento.
5. Determinar la *pérdida no esperada*.
- a) Determinar la pérdida catastrófica, es decir. La pérdida máxima bajo un cierto nivel de confianza respecto a la pérdida esperada.
  - b) Cuantificar la pérdida no esperada con base en la pérdida esperada y la pérdida catastrófica.

## CAPÍTULO IV

### 4. DESARROLLO DE LA INVESTIGACION

#### 4.1. Análisis comparativo de metodología relevantes para el trabajo de investigación

Con respecto a los trabajos e investigaciones relacionadas con el tema del riesgo de crédito y que sirven como referentes se destacan los siguientes:

El artículo titulado “El detector de quiebras *Altman Z-score*” de Edward Altman publicado en 1960, de forma objetiva presenta que el *Altman Z-Score* es un método de análisis de la fortaleza financiera de una empresa. Es un sencillo método de análisis de la fortaleza financiera de una empresa. Lo que nos dice este método son las probabilidades de quiebra establecida por una combinación de ratios financieros. El modelo fue creado en 1960 por Edward Altman, profesor de la Universidad de Nueva York.

Tabla 4.1 - *Comparativo modelo de Altman (1992)*

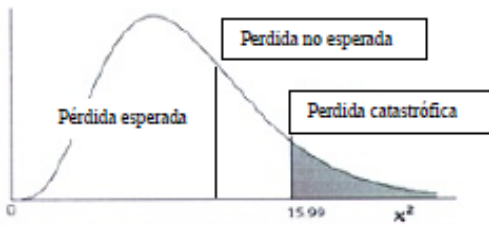
MODELO PRESENTADO	MODELO PROPUESTO EN ESTE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN
<p><b>Modelo Estimación</b> Se toman cinco variables conformadas por los índices financieros:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• X1: (Working Capital/Total Assets)</li> <li>• X2: (Retained Earnings/Total Assets)</li> <li>• X3: (EBITDA/Total Assets)</li> <li>• X4: (Market Value of Equity/Total Liabilities)</li> <li>• X5: (Net Sales/Total Assets)</li> </ul> <p>Para calcular el valor del Altman Z-Score, se debe combinar las variables anteriores de la siguiente forma:  <math>Z = 1,2 * X1 + 1,4 * X2 + 3,3 * X3 + 0,6 * X4 + 1,0 * X5</math></p> <p><b>Interpretación del modelo:</b>  <b>Z-SCORE por encima de 3:</b> La empresa no presenta probabilidad de quiebra y se le considera segura.  <b>Z-SCORE entre 2,7 y 2,9:</b> Está en zona de precaución. Debe hacerse un análisis muy pormenorizado antes de entrar en la compañía.  <b>Z-SCORE entre 1,8 y 2,7:</b> Está en zona de alerta. Si las condiciones financieras no cambian rápidamente, es muy probable que la empresa quiebre en los próximos dos años.  <b>Z-SCORE menor que 1,8:</b> La quiebra es inminente. El peligro financiero es máximo.                      Este modelo debe ser completado con un análisis del balance.</p>	<p><b>Modelo de estimación</b> El modelo para estimar el riesgo de crédito es:  <math>PE = PD * LGD * EAD</math>  <i>PE:</i> Pérdida esperada  <i>PD:</i> probabilidad de incumplimiento.  <i>LGD:</i> gravedad, perdida en caso de incumplimiento  <i>EAD:</i> equivalencia del préstamo, exposición al incumplimiento.</p> <p><b>Interpretación del modelo:</b> La pérdida esperada es el resultado de la probabilidad de incumplimiento multiplicada por el valor en caso de incumplimiento por la exposición al incumplimiento futuro. En comparación con Z Altman puntualiza el riesgo en la cuenta que más afecta el activo corriente las cuentas por cobrar.</p>

Fuente: Elaboración propia.

Otro trabajo referenciado es el presentado por Bankers trust Co. en Nueva York en 1994 llamado “Rentabilidad ajustada al riesgo de capital” el cual pretende medir la rentabilidad de la cartera de créditos y el límite de exposición de sus clientes teniendo en cuenta una probabilidad de pérdida determinada. El artículo desarrolla que los métodos RAROC (de Risk Adjusted Return On Capital) o Rentabilidad ajustada al riesgo son unos de los métodos que más emplean las entidades financieras y aseguradoras para medir la rentabilidad de su cartera de créditos y el límite de exposición de sus clientes y acreedores teniendo en cuenta una probabilidad de pérdida determinada. Es decir, no mide únicamente la rentabilidad, si no que la pondera al nivel de riesgo asumido.

El método RAROC fue inicialmente diseñado en los 70 por el banco americano Bankers Trust y desde entonces se emplea como medida de gestión de riesgos y cómo análisis de rentabilidad de cada unidad de negocio.

Tabla 4.2 - Comparativo modelos de investigación Bankers Trust Co.

MODELO PRESENTADO	MODELO PROPUESTO EN ESTE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN
<p><b>Método RAROC</b></p> <p>El cálculo del RAROC está ligado al concepto de capital económico, que depende de los riesgos de crédito, operacional y de como el coste medio ponderado, el coste de oportunidad de los accionistas, etc. Y cuando la rentabilidad medida a través del RAROC sea superior al coste de capital, entonces la unidad de negocio, empresa o inversión estará realmente creando valor.</p> $RAROC = \frac{\text{beneficios} - \text{costos}}{\text{capital Económico}}$ <p>Es decir, en el numerador van los beneficios o ingresos que se esperan obtener, minorados por las pérdidas esperadas o las pérdidas probables. Y en el denominador va el capital económico.</p>	<p><b>Método de Estimación</b></p> <p>El modelo a desarrollar además de las pérdidas probables esperadas, presenta las pérdidas no esperadas que afectan directamente las utilidades y determina las pérdidas catastróficas.</p> 

Fuente: Elaboración propia.

“Modelo de las cinco “C” del crédito”, también es tomado como referencia dado que el objetivo de este modelo es medir el riesgo crediticio tomando como base la probabilidad de incumplimiento, analizando cinco variables: carácter, capital, capacidad, colateral y Condiciones. Este modelo también llamado modelo experto, se basa en el juicio y la experiencia del analista de cartera midiendo el riesgo crediticio a partir de criterios subjetivos.

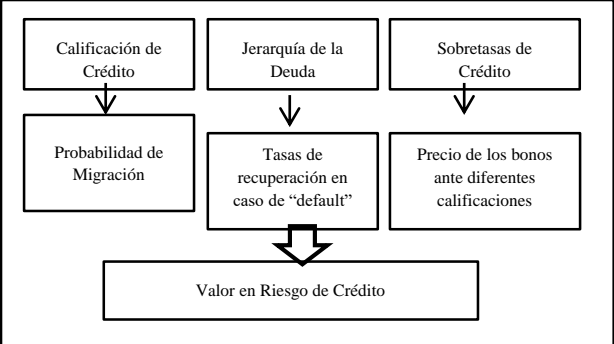
Tabla 4.3 - Comparativo al modelo de las cinco C

MODELO PRESENTADO	MODELO PROPUESTO EN ESTE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN
<p>Elementos analizados por el modelo de las cinco “c” para decidir sobre el riesgo de crédito:</p> <p><b>Carácter:</b> son las cualidades de credibilidad, confiabilidad que tiene el deudor para responder al crédito. Es más una evaluación del carácter del cliente como individuo que una evaluación del negocio.</p> <p><b>Capital:</b> está constituido por los recursos que el solicitante tiene invertidos en el negocio que requiere el financiamiento. Se realiza análisis de su situación financiera.</p> <p><b>Capacidad:</b> el analista de crédito considera cuidadosamente los flujos de efectivo, el calendario de pagos, la experiencia e historial de crédito del solicitante y determina su capacidad de pago.</p> <p><b>Colateral:</b> son todos aquellos activos o recursos que posee el deudor y que entrega como garantía en caso de no cumplimiento del pago del crédito. Representa para el prestatario una segunda fuente de recuperación de los valores prestados.</p> <p><b>Condiciones:</b> son los factores que no dependen del individuo y que pueden afectar al desempeño del negocio del deudor, por ejemplo: la situación política y económica del país.</p> <p>Con base en lo anterior, el analista toma la decisión subjetivamente sobre el riesgo.</p>	<p>Elementos analizados por el modelo propuesto: La información de entrada del modelo son características específicas dadas por la situación del cliente, tales como: valor del crédito, nivel de estudio, antigüedad en la empresa, garantías, data crédito, etc. Inicialmente el modelo procesara la información que ya tiene la empresa sobre el cliente, como numero de facturas pendientes, cartera default, ingresos, historia crediticia, ubicación geográfica.</p> <p>Con base en lo anterior se determina la cartera default a través de la regresión lineal. Con el modelo <i>Logit</i> de máxima verosimilitud se depuran las variables y se categoriza en A, B, C y D.</p> <p>A Mayor capacidad de pago y menor riesgo crediticio</p> <p>B Muy alta capacidad de pago y muy bajo riesgo de crédito</p> <p>C Alta capacidad de pago y refleja un bajo riesgo crediticio</p> <p>D Adecuada capacidad de pago e implica cierto grado de riesgo crediticio</p> <p>En comparación con el modelo de las cinco “C”, que decide sobre el riesgo de crédito de una manera subjetiva, el modelo propuesto aplica herramientas y modelos estadísticos para calcular la probabilidad de no pago.</p>

Fuente: Elaboración propia.

La reconocida entidad financiera norteamericana J.P Morgan presenta el “*Modelo CreditMetrics*”, este modelo busca medir la perdida máxima de valor en un activo o una perdida determinada durante un periodo de tiempo determinado, en un nivel de confianza específico. Busca estimar el valor en riesgo *VaR* de crédito usando una matriz de transición que está relacionada con un sistema de calificación que se estima a partir de datos estadísticos e información de mercado.

Tabla 4.4 - Comparativo del modelo JP Morgan

MODELO PRESENTADO EN EL ARTÍCULO	MODELO PROPUESTO EN ESTE TRABAJO DE INVESTIGACIÓN
<p>Fases para el cálculo del riesgo de crédito</p>  <p><b>Fase 1:</b> Establecer la matriz de probabilidades de transición. Se conoce como la probabilidad de transición a la probabilidad de que un deudor con calificación crediticia hoy de <math>a</math>, pueda cambiar a otra calificación crediticia <math>c</math> en un periodo de tiempo determinado.</p> <p><b>Fase 2:</b> Se estima el valor de recuperación del instrumento en caso de presentarse incumplimiento de pago.</p> <p><b>Fase 3:</b> Se estima el precio de mercado del activo ante los escenarios de calificación crediticia.</p> <p><b>Fase 4:</b> Se construye la distribución de probabilidad del precio del bono, dadas las diferentes calificaciones crediticias.</p> <p><b>Fase 5:</b> Se estima el valor en riesgo VaR utilizando la desviación estándar.</p>	<p>Fases para el cálculo del riesgo de crédito</p> <p><b>Fase 1:</b> Capturar las variables independientes: estudios, antigüedad en la empresa, garantías, data de crédito, etc.</p> <p><b>Fase 2:</b> Establecer la cartera default a través de la regresión lineal.</p> <p><b>Fase 3:</b> Depurar las variables independientes a través del modelo <i>Logit</i> de máxima verosimilitud y categorizarlas en A, B, C, D.</p> <p><b>Fase 4:</b> Determinar la probabilidad de incumplimiento de un cliente.</p> <p><b>Fase 5:</b> Determinar la gravedad de pérdida en caso de incumplimiento.</p> <p><b>Fase 6:</b> Medir la equivalencia del préstamo expuesto al incumplimiento.</p> <p><b>Fase 7:</b> Se determina la pérdida esperada para el cliente.</p> <p>En comparación con el modelo <i>CreditMetrics</i> el modelo propuesto tiene en cuenta el comportamiento y circunstancias puntuales de los clientes. <i>Credimetrics</i> usa la matriz de transición que está estimada a partir de datos estadísticos e información del mercado.</p>

Fuente: Elaboración propia.

## 4.2. Desarrollo

Para dar inicio al desarrollo de la investigación se toma la cartera de una empresa de comercial ubicada en la ciudad de Guayaquil. La cartera está actualizada al 30 de junio del 2019.

En la ilustración 4.1 se presenta el listado de clientes, que contiene 21.141 registros e incluye los días de cartera (antigüedad). Cada cliente puede tener varias facturas, por lo tanto los valores detallados en la columna saldo corresponden al monto adeudado.

Ilustración 4.1 - Listado de cuentas por cobrar clientes.

1	Cod. Cliente	Cupo	Ciudad	Cod. Ver	Localidad	Factura	Fecha	Antigüed	Saldo	Respaldo Cheque	Días Vencido
2	0100037811	\$ 1.200,00	CUENCA	0301CT04	CUENCA	F_004003000064192	17/06/2019	14	\$ 47,22		0
3	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000205958	02/04/2019	90	\$ 564,88	\$ 564,88	0
4	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000209410	24/04/2019	68	\$ 357,61	\$ 357,61	0
5	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000213505	21/05/2019	41	\$ 124,58	\$ 124,58	0
6	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000213968	22/05/2019	40	\$ 947,00	\$ 947,00	0
7	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000215879	05/06/2019	26	\$ 793,57		0
8	0100135169001	\$ 8.000,00	DURAN	0109GD01	GUAYAQUIL	F_001014000218664	21/06/2019	10	\$ 575,43		0
9	0100147701001	\$ 5.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000206693	08/04/2019	84	\$ 381,54	\$ 381,54	0
10	0100147701001	\$ 5.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000217406	13/06/2019	18	\$ 1.696,63	\$ 1.696,63	0
11	0100147701001	\$ 5.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000217739	17/06/2019	14	\$ 38,54	\$ 38,54	0
12	0100598721001	\$ 1.100,00	CUENCA	0301CT05	CUENCA	F_004003000062870	17/05/2019	45	\$ 482,27		0
13	0100598721001	\$ 1.100,00	CUENCA	0301CT05	CUENCA	F_004003000062997	20/05/2019	42	\$ 37,62		0
14	0100598721001	\$ 1.100,00	CUENCA	0301CT05	CUENCA	F_004003000064625	24/06/2019	7	\$ 321,53		0
21123	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000030401	07/05/2019	55	\$ 601,21	\$ 601,21	0
21124	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000030632	09/05/2019	53	\$ 377,95	\$ 377,95	0
21125	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000031519	17/05/2019	45	\$ 509,09	\$ 509,09	0
21126	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000032788	04/06/2019	27	\$ 1.320,74		0
21127	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000033417	11/06/2019	20	\$ 2.354,06		0
21128	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000034202	19/06/2019	12	\$ 2.868,39		0
21129	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000034707	24/06/2019	7	\$ 396,20		0
21130	2390023890001	\$ 45.000,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000034796	25/06/2019	6	\$ 451,19		0
21131	2390038839001	\$ 1.500,00	SANTO DOMINGO	0223VT01	QUITO	F_003012000030647	09/05/2019	53	\$ 17,89		0
21132	2400010118001	\$ 6.500,00	GUAYAQUIL	0109GS01	GUAYAQUIL	F_001014000203543	18/03/2019	105	\$ 341,84	\$ 341,84	0
21133	2400010118001	\$ 6.500,00	GUAYAQUIL	0109GS01	GUAYAQUIL	F_001014000208294	16/04/2019	76	\$ 523,95	\$ 523,95	0
21134	2400010118001	\$ 6.500,00	GUAYAQUIL	0109GS01	GUAYAQUIL	F_001014000214687	29/05/2019	33	\$ 2.452,92		0
21135	2400010118001	\$ 6.500,00	GUAYAQUIL	0109GS01	GUAYAQUIL	F_001014000216923	11/06/2019	20	\$ 884,27		0
21136	2400287922001	\$ 1.000,00	BUENA FE	0112VN01	GUAYAQUIL	F_001014000212320	14/05/2019	48	\$ 306,60		0
21137	2490003544001	\$ 15.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000211203	08/05/2019	54	\$ 1.768,01		0
21138	2490003544001	\$ 15.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000212790	16/05/2019	46	\$ 269,09		0
21139	2490003544001	\$ 15.000,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000217305	13/06/2019	18	\$ 1.804,51		0
21140	2490005814001	\$ 1.500,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000210111	30/04/2019	62	\$ 0,01		0
21141	2490005814001	\$ 1.500,00	LA LIBERTAD	0124VT01	GUAYAQUIL	F_001014000216301	07/06/2019	24	\$ 875,62		0
21142	99999999999	\$ 11.000,00	GUAYAQUIL	0109GS01	GUAYAQUIL	F_001012000117706	29/06/2019	2	\$ 4,95		0
21143									\$ 12.011.096,88	\$ 3.955.667,39	

Para consolidar la información por cada cliente para los periodos desde 01/01/2017 hasta el 30/06/2019 hacemos uso de tablas dinámicas. En la ilustración 4.2. Se presenta el listado de 4.829 clientes (filas) y el estado de sus cuentas por cobrar por mes de vencimiento (columnas) por un periodo total de 2 años y medio

Ilustración 4.2 - Cuentas por cobrar por cliente y corte de facturación

1	Cod. Cliente	201602	201603	201604	201605	201606	201607	201608	201609	201610	201611	201612
2	0100037811	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0100135169001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0100147701001	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0
5	0100598721001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0100654581001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0100665850001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0100667062001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0100689660001	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0
10	0100692011001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0100762632001	0	3	0	0	0	0	2	0	0	0	0
12	0100792993001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0100829993001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4819	2390001862001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4820	2390015448001	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	15
4821	2390019885001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4822	2390021294001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4823	2390023866001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4824	2390023890001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
4825	2390038839001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4826	2400010118001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4827	2400287922001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4828	2490003544001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4829	2490005814001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4830	99999999999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4831	Total General	8663	9268	10468	9730	7599	9671	10029	11752	11963	13752	12446

Se definen los rangos de mora, de acuerdo a los días de vencimiento. Ver ilustración 4.3



Ilustración 4.3 - Categorías por mora

DÍAS DE VENCIMIENTO	RANGOS DE MORA
0	000-000
1	001-030
31	031-060
61	061-090
91	091-120
121	121-150
151	151-180
181	181-210
211	211-240
241	241-270
271	271-300
301	301-330
331	MAYOR A 331

De acuerdo a los rangos de mora determinamos de la cartera. Siendo la posición inicial el estado del cliente al inicio del periodo de análisis enero 2017 y la posición final el estado al cierre de junio 2019. Con base en la mora máxima establecemos el escenario más conservador y exigente durante el periodo analizado, definiendo el rango de máxima mora. Ver ilustración 4.4.

Ilustración 4.4 - Calculo de rango inicial y final

	A	B	AP	AQ	AR	AS	AT
	Cod. Cliente	201602	201906	RANGO INICIAL	RANGO FINAL	MORA MAXIM.	RANGO MORA MAXIMA
2	0100037811	0	0	000-000	000-000	0	000-000
3	0100135169001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
4	0100147701001	0	0	000-000	000-000	20	001-030
5	0100598721001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
6	0100654581001	0	0	000-000	000-000	61	061-090
7	0100665850001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
8	0100667062001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
9	0100689660001	0	0	000-000	000-000	33	031-060
10	0100692011001	0	16	000-000	001-030	16	001-030
11	0100762632001	0	0	000-000	000-000	3	001-030
12	0100792993001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
13	0100829993001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
14	0100842293001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
15	0100883768001	0	0	000-000	000-000	10	001-030
16	0100906072001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
17	0101007789001	0	0	000-000	000-000	16	001-030
18	0101042653001	0	0	000-000	000-000	43	031-060
19	0101043628001	0	0	000-000	000-000	2	001-030
20	0101050375001	101	0	091-120	000-000	132	121-150
21	0101058444001	0	0	000-000	000-000	34	031-060
22	0101063345001	0	0	000-000	000-000	58	031-060
23	0101087518001	0	41	000-000	031-060	41	031-060
24	0101144012001	0	0	000-000	000-000	0	000-000
25	0101164903001	0	0	000-000	000-000	18	001-030
26	0101174696001	0	0	000-000	000-000	42	031-060
27	0101174704001	70	0	061-090	000-000	132	121-150
28	0101178291001	0	0	000-000	000-000	0	000-000

Una vez consolidadas las cuentas por cobrar de la empresa, para determinar la cartera default utilizaremos matrices de transición, las cuales serán explicadas a continuación.

### 4.3. Matrices de transición.

En general, una matriz es un conjunto ordenado en una estructura de filas y columnas. La posición de los elementos se identifica con subíndices  $(i, j)$  donde  $i$  indica la fila y  $j$  la columna.

*Ecuación 12*

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} \dots & a_{2n} \\ a_{m1} & a_{m2} \dots & a_{mn} \end{bmatrix}$$

Las matrices sirven para cuantificar la probabilidad de migración entre estados en dos distintos momentos, es decir la probabilidad  $(p_{ij})$  de que un cliente con calificación  $i$  cambie a la calificación  $j$  en un determinado periodo de tiempo. Si esta probabilidad de migración no depende del tiempo se dice que es estacionario y homogéneo, caso contrario se dice no estacionario.

### 4.4. Cadenas de Markov.

Los Procesos de Markov o Cadena de Markov son procesos estocásticos que son útiles al estudiar la evolución de ciertos sistemas en ensayos repetidos. Los ensayos son frecuentemente periodos sucesivos en los que no se puede determinar certidumbre del estado o resultado del sistema en cualquier lapso o intervalo de tiempo determinado. Se utilizan probabilidades de transición para describir la forma en que el sistema hace transiciones de un periodo al siguiente.

#### ***La propiedad Markoviana***

La propiedad de Markov se refiere a la propiedad de que dado el valor actual del proceso  $X_t$ , los valores futuros  $X_s$  para  $s > t$  son independientes de los valores pasados  $X_u$  para  $u > t$ . Es decir, que si tenemos la información presente del proceso, saber cómo llegó

al estado actual no afecta las probabilidades de pasar a otro estado en el futuro. En el caso discreto la definición precisa es la siguiente:

Una Cadena de Markov a tiempo discreto es una sucesión de variables aleatorias  $X_n, n \geq 1$  que toman valores en un conjunto finito o numerable  $E$ , conocido como espacio de estados, y que satisface la siguiente propiedad:

*Ecuación 13*

$$P(X_{n+1} = j | X_0 = i_0, \dots, X_{n-1} = i_{n-1}, X_n = i_n) = P(X_{n+1} = j | X_n = i_n)$$

Para todo  $n$  y cualesquiera estados  $i_0, i_1, \dots, i_n, j$  en  $E$ . La propiedad se conoce como la propiedad de Markov.

#### **4.5. Matrices de transición para el cálculo de la cartera default**

Para el cálculo de la cartera default se debe determinar el rango de mora en el que la probabilidad de recuperación es menor que la probabilidad de que se deteriore la calificación crediticia. Para esto realizaremos la evaluación del comportamiento de los clientes en base a:

1. Estado inicial ➡ Estado Final
2. Estado final ➡ Peor comportamiento (Peor mora en el periodo de evaluación)

Una de las principales herramientas utilizadas para determinar la probabilidad de que un cliente u operación crediticia con una calificación determinada durante un periodo específico cambie o migre a otra calificación en el periodo siguiente es la matriz de transición. En estas matrices, calculamos las probabilidades de migración entre estados o calificaciones correspondientes a cada operación o cliente que compone la cartera de crédito. Estos estados serán definidos por la entidad, asignando calificaciones a los deudores según su nivel de riesgo. Para efectos de este estudio se considerarán las calificaciones crediticias que se definieron previamente.

Para la estimación de matrices de transición existen dos métodos:

1. *Método continuo*: Para la estimación se consideran las secuencias de migraciones entre categorías a lo largo del periodo.
2. *Método discreto*: Para la estimación se consideran las calificaciones al inicio y al final del periodo, no tomando en cuenta las migraciones a otras calificaciones intermedias por las cuales pasó el cliente hasta llegar a su calificación final.

### **Aplicación del Método discreto.**

Partimos de una muestra de un total ( $N$ ) créditos que serán evaluados y monitoreados durante un periodo ( $T$ ). ( $T$ ) estará compuesta de ( $t$ ) sub periodos que adquirirán una calificación mensual basada en las condiciones previamente mencionadas.

Estimaremos una matriz de transición  $P_t$  por cada periodo de tiempo ( $t$ ) a las que se denominaran matrices de transición parciales, de las cuales se obtendrá la matriz de transición total  $P_T$  de todo el periodo analizado ( $T$ ).

Las matrices de transición  $P_t$  estarán compuestas por las  $P_{ijt}$  mientras que la matriz de transición  $P_T$  por las  $P_{ij}$  promedio.

Calculadas las  $P_{ijt}$  de todos los periodos de tiempo ( $t$ ), se calculan las probabilidades de transición promedio ( $P_{ij}$  promedio), de la siguiente manera:

*Ecuación 14*

$$P_{ij} = \sum_{t=0}^T w_t P_{ijt}$$

Dónde:  $w_t$  es la ponderación para cada periodo de tiempo analizado. En este método, las probabilidades de transición son estimadas como:

*Ecuación 15*

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_i}$$

Dónde:

$i$ : Es la calificación inicial del crédito.

$j$ : Es la calificación final del crédito.

$p_{ij}$ : Es la probabilidad de que un cliente con calificación  $i$  pueda migrar a otra calificación crediticia  $j$  en un horizonte de tiempo dado. (Porcentaje de créditos inicialmente calificados como  $i$  y que su calificación al final del periodo fue  $j$ ).

$N_{ij}$ : Número de clientes que al inicio del periodo estaban calificados  $i$  y que al final del periodo terminaron con calificación  $j$ .

$N_i$ : Número de clientes que al inicio del periodo estaban calificados  $i$ .

En base a esto podremos construir una matriz con  $i$  filas y  $j$  columnas, con las condiciones:

1.  $p_{ij} \geq 0$ , es decir, todos los elementos de la matriz deben ser positivos (No existen probabilidades negativas).
2.  $\sum p_{ij} = 1$ , es decir, la suma de los elementos de cada fila será igual a la unidad (Todo  $i = 100\%$ ).

***Procedimiento para crear matrices de transición***

El primer paso para la creación de las matrices de transición consiste en la creación y conteo de los pares anuales que darán origen a las probabilidades de transición para cada categoría.

El uso del término pares se ilustra mediante el siguiente ejemplo: Un cliente que a diciembre de 2010 se encontraba en la categoría A, fue deteriorándose y a diciembre de 2011 quedo calificado en la categoría D. En este caso se formaría un par A-D.

De esta manera se evalúan todos los créditos mes a mes, tomando separaciones de un año para comparar. Es decir, se compara diciembre de 2010 con diciembre de 2011 y se calcula el par correspondiente, luego enero de 2011 con enero de 2012 y se calcula otro par, y así sucesivamente hasta haber abarcado toda la ventana de tiempo utilizada en la estimación de la matriz. Las posibles combinaciones de pares son las siguientes:

Tabla 4.5 - *Creación de Pares*

<i>A-A</i>	<i>A-B</i>	<i>A-C</i>	<i>A-D</i>	<i>A-E</i>
<i>B-A</i>	<i>B-B</i>	<i>B-C</i>	<i>B-D</i>	<i>B-E</i>
<i>C-A</i>	<i>C-B</i>	<i>C-C</i>	<i>C-D</i>	<i>C-E</i>
<i>D-A</i>	<i>D-B</i>	<i>D-C</i>	<i>D-D</i>	<i>D-E</i>
<i>E-A</i>	<i>E-B</i>	<i>E-C</i>	<i>E-D</i>	<i>E-E</i>

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Para ilustrar el concepto anterior, considérese que se desea estimar una matriz de transición de probabilidades anuales. Dentro de los datos de análisis está un cliente con las siguientes calificaciones crediticias:

Tabla 4-6 - *Ejemplo de calificaciones de clientes*

Mes	Calificación
feb-16	A
mar-16	A
abr-16	A
may-16	A
jun-16	A
jul-16	A
ago-16	A
sep-16	B
oct-16	B
nov-16	B
dic-16	A
ene-17	A
feb-17	B
mar-17	B
abr-17	C

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Como ejemplo se generarán 3 pares que serán utilizados en la construcción de la matriz de transición de probabilidades anuales. Tomando los periodos febrero 2016 a febrero 2017, marzo 2016 a marzo 2017 y finalmente abril 2016 a abril 2017, los pares generados son:

Tabla 4.7 - *Pares Generados*

Pares Generados	
Feb-16 a Feb-17	A-B
Mar-16 a Mar-17	A-B
Abr-16 a Abr-17	A-C

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

El siguiente paso para la estimación de la matriz es contar todos los pares del mismo tipo y sus combinaciones, para todos los créditos de la base de datos analizada. Es decir, las operaciones que iniciaron como “A” y terminaron de la misma manera en “A” y así sucesivamente.

Tabla 4.8 - Ejemplo de conteo de pares 2016-2017

	A	B	C	D	E	Total
A	10.000	1.800	680	900	700	14.080
B	1.000	90	90	60	250	1.490
C	200	13	21	45	220	499
D	150	15	20	35	500	720

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

En la matriz presentada se puede observar como los préstamos con una categoría determinada en el periodo  $t$  han ido migrando hacia otras categorías en el periodo  $t+1$ .

El valor resultante de cada cuadrante se divide entre la sumatoria del total por fila para obtener las frecuencias relativas que utilizaremos como estimaciones de las probabilidades de transición correspondiente a esa celda. De aquí es posible obtener la siguiente matriz de transición parcial  $P_t$ :

Tabla 4.9 - Ejemplo de matriz de probabilidad de transición

	A	B	C	D	E
A	71,02%	12,78%	4,83%	6,39%	4,97%
B	67,11%	6,04%	6,04%	4,03%	16,78%
C	40,08%	2,61%	4,21%	9,02%	44,09%
D	20,83%	2,08%	2,78%	4,86%	69,44%

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

### **Interpretación de una matriz de transición de calificaciones:**

La matriz consta de tres partes:

1. La primera columna a la izquierda representa la escala de calificaciones de inicio de periodo.
2. La primera fila superior contiene la misma escala de calificaciones, pero representa la calificación final (es decir, la calificación con que termina la entidad en el periodo analizado).
3. La intersección de las dos anteriores, representa el porcentaje de operaciones que se mantuvieron, aumentaron o disminuyeron en cada escala.
  - a. La diagonal de la matriz representa los porcentajes de clientes u operaciones que se mantuvieron en la misma categoría.
  - b. Las celdas por debajo de la diagonal de la matriz representan los porcentajes de los clientes u operaciones que migraron hacia una mejor categoría.

c. Las celdas por encima de la diagonal representan los porcentajes de clientes u operaciones que migraron a una categoría inferior es decir deterioraron su calificación.

Tomando como ejemplo la fila A de la matriz anterior (tabla 10), los resultados se pueden interpretar de la siguiente manera:

Existe un 71.02% de probabilidad de que los préstamos que se encuentran en la categoría A en el periodo  $t$  permanezcan en la categoría A en el periodo  $t+1$ ; además existe un 12.78% de probabilidad de que los préstamos que se encuentran en la categoría A en el periodo  $t$  migren hacia la categoría B en el periodo  $t+1$ ; y así sucesivamente con las demás categorías.

Las probabilidades de incumplimiento que se utilizan en los cálculos de pérdida esperada, para las filas A, B, C y D, corresponden los porcentajes de la columna E. Para los clientes con categoría E, debido a que dichos préstamos ya han caído en incumplimiento, la probabilidad de incumplimiento es de 100%, independientemente de que más adelante se cobren o no.

Utilizamos las tablas dinámicas de la hoja de Excel para la construcción de la matriz de transición de nuestro caso de estudio. La tabla dinámica se organiza en las filas por rango inicial de mora y las columnas por rango final de mora. La cantidad de clientes dependiendo del rango de vencimiento-mora se encuentra en el centro de la tabla.

*Ilustración 4.5 - Estado inicial y final de algunas cuentas en cartera*

Rango Inicial	Rango Final					
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150
000-000	4.306	208	63	30	7	8
001-030	94	11	4			1
031-060	17	3				
061-090	5					
091-120	2					
121-150	1					
151-180						
181-210	1					
211-240	2					
241-270	2					
271-300	1					
301-330						
MAYOR A 331	1		1			
<b>Total general</b>	<b>4.432</b>	<b>222</b>	<b>68</b>	<b>30</b>	<b>7</b>	<b>9</b>

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.



Al analizar la tabla, y tomar la celda en color amarillo se observan 94 clientes que se encontraban inicialmente en mora dentro del rango de 001-030 días, y que al cierre de junio 2019 se encontraban en el rango de 000-000, es decir, al cierre de junio 2019 se encontraron al día en sus pagos.

*Ilustración 4.6 - Cartera deteriorada*

Rango Inicial	Rango Final					
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150
000-000	4.306	208	63	30	7	8
001-030	94	11	4			1
031-060	17	3				
061-090	5					
091-120	2					
121-150	1					
151-180						
181-210	1					
211-240	2					
241-270	2					
271-300	1					
301-330						
MAYOR A 331	1		1			
<b>Total general</b>	<b>4.432</b>	<b>222</b>	<b>68</b>	<b>30</b>	<b>7</b>	<b>9</b>

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

La interpretación del valor de 63, en la ilustración 4.6 es que existieron 63 clientes que estaban inicialmente al día (sin mora) en el rango entre 000-000 días, y pasaron al estado final al rango de 031-060, es decir, se deterioró la cartera en este rango por este número de clientes.

*Ilustración 4.7 - Clientes que permanecen con el mismo nivel de mora*

Rango Inicial	Rango Final					
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150
000-000	4.306	208	63	30	7	8
001-030	94	11	4			1
031-060	17	3				
061-090	5					
091-120	2					
121-150	1					
151-180						
181-210	1					
211-240	2					
241-270	2					
271-300	1					
301-330						
MAYOR A 331	1		1			
<b>Total general</b>	<b>4.432</b>	<b>222</b>	<b>68</b>	<b>30</b>	<b>7</b>	<b>9</b>

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Al observar la información de la celda amarilla con un valor de 11 clientes que inicialmente estaban en el rango 001-030 y al final se mantuvieron en el mismo rango (según la columna), permaneciendo con el mismo nivel de mora. (Ilustración 4.7).

La clasificación general de las cuentas según su estado de mora se presenta en la ilustración 4.8. Del total de la cartera que corresponde a 4.829 clientes. El volumen más alto de la cartera se encuentra en el rango 000-000, es decir que 4.432 clientes de 4.829 están al día.

*Ilustración 4.8 - Clasificación de las cuentas según nivel de mora*

Rango Inicial	Rango Final													Total General
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	MAYOR A 331	
000-000	4.306	208	63	30	7	8	11	10	4	3	1	2	12	4.665
001-030	94	11	4			1							1	111
031-060	17	3									1			21
061-090	5												2	7
091-120	2												1	3
121-150	1												1	2
151-180													1	1
181-210	1													1
211-240	2												1	3
241-270	2													2
271-300	1													1
301-330													2	2
MAYOR A 331	1		1										8	10
Total general	4.432	222	68	30	7	9	11	10	4	3	2	2	29	4.829

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

De igual forma se observa que de las cuentas por cobrar que estaban al día (Rango inicial 000-000), permanecen al día 4.306 cuentas y la diferencia se fue deteriorando; como es el caso de 208 cuentas que estando al día pasan a un rango de mora de 001-030 días.

La presentación del estado de la cartera según su nivel de mora, expresado en porcentaje se presenta en la ilustración 4.9. El porcentaje se expresa en términos de cada una de las filas al 100%.

Ilustración 4.9 - Clasificación de las cuentas según altura de mora expresada en porcentaje

Rango Inicial	Rango Final													Total general
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	MAYOR A 331	
000-000	92,30%	4,46%	1,35%	0,64%	0,15%	0,17%	0,24%	0,21%	0,09%	0,06%	0,02%	0,04%	0,26%	100,00%
001-030	84,68%	9,91%	3,60%	0,00%	0,00%	0,90%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,90%	100,00%
031-060	80,95%	14,29%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,76%	0,00%	0,00%	100,00%
061-090	71,43%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	28,57%	100,00%
091-120	66,67%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	100,00%
121-150	50,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	100,00%
151-180	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
181-210	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
211-240	66,67%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	100,00%
241-270	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
271-300	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%
301-330	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%
MAYOR A 331	10,00%	0,00%	10,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	80,00%	100,00%
Total general	91,78%	4,60%	1,41%	0,62%	0,14%	0,19%	0,23%	0,21%	0,08%	0,06%	0,04%	0,04%	0,60%	100,00%

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

La matriz anterior (figura 4.9), presenta tres zonas básicas:

- La diagonal principal (coloreada en amarillo): Presenta la cartera que permanece en el mismo estado o nivel de mora.
- El triángulo superior a la diagonal principal: Presenta la cartera que se ha deteriorado en su estado final frente a su estado inicial.
- El triángulo inferior a la diagonal principal: Presenta la cartera que se ha recuperado o ha mejorado su posición final frente a la etapa inicial.

#### 4.5.1. Calculo de la cartera Default

Para calcular la cartera default se parte de la matriz de estados expresada en términos porcentuales. Se suma cada fila a partir de la diagonal principal hacia la derecha, es decir se considera la cartera deteriorada con respecto a su posición inicial. Ver ilustración 4-9.

Para calcular la cartera default de la cartera deteriorada y permanente, se suma cada fila a partir de la diagonal principal hacia la derecha, pero incluyendo la celda de la diagonal principal, es decir se considera la cartera deteriorada y permanente con respecto a su posición inicial. Ver ilustración 4.9.

La cartera default a considerar en este caso es la cartera con el nivel de **031-060 o más alta**. La definición del nivel de la cartera default, la define la política de la empresa de

acuerdo al estado actual de su cartera y a las estrategias que considera para su recuperación y recaudo. Algunos de los elementos a considerar para el diseño de la política son:

- La concentración de la cartera a cero días. El nivel de la cartera al día alcanza el 91,78%, particularmente, para evitar la no facturación de nuevos pedidos por estar vencidos en el pago.
- La concentración de la cartera entre 001-030 días es del 4.60%, la cual se maneja mediante una gestión de cobro administrativo directa por parte de la compañía teniendo recuperaciones en tiempos relativamente no prolongados.
- A partir del rango 031-060 a pesar que se ha logrado recuperar un nivel significativo de las cuentas, recuperándose por ejemplo, en el rango del 061-090 el 71.43% y en el rango 091-120 el 66,67%, el tiempo y la gestión administrativa llevada a cabo por personal interno tanto del área de crédito como del personal de atención asignado a dichos cliente ha representado para la compañía un gasto considerable, incluyendo gestión pre jurídica a partir de los 180 días de mora y jurídica desde 301 días de mora respectivamente.

Con base en lo anterior, la empresa asume como cartera default la cartera con concentración entre 031-060.

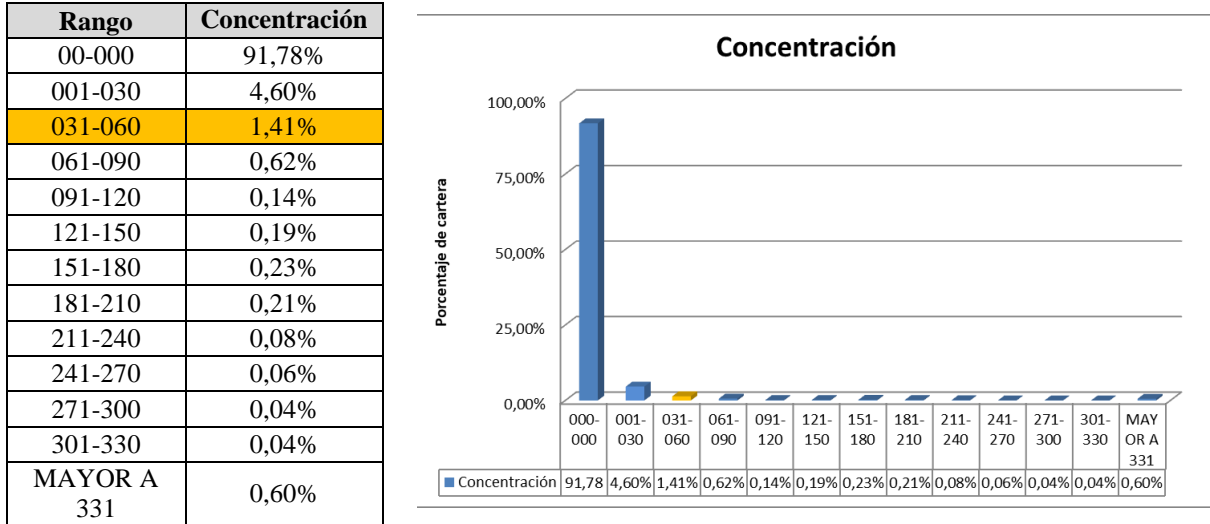
Ilustración 4.10 - Cálculo de la cartera default y cartera default deteriorada y permanente

Rango Inicial	Rango Final												Total general	CARTERA DEFAULT	CARTERA DEFAULT DET. Y PERM.	
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330				MAYOR A 331
000-000	92,30%	4,46%	1,35%	0,64%	0,15%	0,17%	0,24%	0,21%	0,09%	0,06%	0,02%	0,04%	0,26%	100,00%	7,70%	7,70%
001-030	84,68%	9,91%	3,60%	0,00%	0,00%	0,90%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,90%	100,00%	5,41%	15,32%
031-060	80,95%	14,29%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	4,76%	0,00%	0,00%	100,00%	4,76%	4,76%
061-090	71,43%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	28,57%	100,00%	28,57%	28,57%
091-120	66,67%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	100,00%	33,33%	33,33%
121-150	50,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	100,00%	50,00%	50,00%
151-180	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
181-210	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
211-240	66,67%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	100,00%	33,33%	33,33%
241-270	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
271-300	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%
301-330	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%
MAYOR A 331	10,00%	0,00%	10,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	80,00%	100,00%	0,00%	80,00%
Total general	91,78%	4,60%	1,41%	0,62%	0,14%	0,19%	0,23%	0,21%	0,08%	0,06%	0,04%	0,04%	0,60%	100,00%		

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

La composición porcentual se aprecia gráficamente en la ilustración 4.11

Ilustración 4.11 - Composición porcentual de la cartera



Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

### Estado inicial - Peor comportamiento

Analizamos la cartera con la peor mora presentada por cada cliente en el periodo de tiempo considerado, y para hacer un análisis más riguroso del manejo de la cartera asumimos está peor mora como el estado final, como se muestra en la ilustración 4.12

Ilustración 4.12 - Matriz de la cartera con la peor mora como estado final

Rango Inicial	Rango Final													Total general	CARTERA DEFAULT
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	MAYOR A 331		
000-000	56,14%	26,22%	8,96%	3,84%	1,76%	0,90%	0,77%	0,34%	0,26%	0,11%	0,13%	0,11%	0,47%	100,00%	43,86%
001-030	0,00%	45,95%	27,03%	9,01%	9,01%	4,50%	1,80%	0,90%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	1,80%	100,00%	54,05%
031-060	0,00%	0,00%	61,90%	19,05%	4,76%	0,00%	4,76%	0,00%	0,00%	0,00%	4,76%	4,76%	0,00%	100,00%	38,10%
061-090	0,00%	0,00%	0,00%	28,57%	14,29%	14,29%	0,00%	14,29%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	28,57%	100,00%	71,43%
091-120	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	0,00%	33,33%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	100,00%	100,00%
121-150	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	100,00%	50,00%
151-180	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
181-210	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	0,00%
211-240	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	33,33%	0,00%	0,00%	0,00%	66,67%	100,00%	66,67%
241-270	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	50,00%	0,00%	0,00%	50,00%	100,00%	50,00%
271-300	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
301-330	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	100,00%
MAYOR A 331	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	100,00%	100,00%	0,00%
Total general	54,23%	26,38%	9,55%	4,04%	1,95%	1,04%	0,81%	0,41%	0,27%	0,12%	0,14%	0,12%	0,93%	100,00%	

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Para este caso la cartera default será la misma establecida anteriormente es decir en la concentración de 031-060.

La variable de la cartera default se construye como una variable dicotómica de dos estados:

- Las cuentas por cobrar que estén entre 31 días o más presentan dificultades de cobro y se asignará el valor de 1, debido a que representan a la compañía gastos adicionales en su manejo derivados del cobro administrativo, cobro pre jurídico y cobro judicial. Además de no tener disponibles estos recursos en caja.
- Las cuentas por cobrar con vencimientos menores a 31 días, no generan un perjuicio relevante por los costos menores que representan a la compañía, por lo que le asignaremos un valor de cero (0) a la cartera default. Como se muestra a continuación en la ilustración 4.13.

Ilustración 4.13 - Cartera Default

Rango Inicial	Rango Final													Total general	CARTERA DEFAULT	VAR. DICOT.	PROB. DE INCUMPLIM. POR RANGO
	000-000	001-030	031-060	061-090	091-120	121-150	151-180	181-210	211-240	241-270	271-300	301-330	MAYOR A 331				
000-000	56,14 %	26,22 %	8,96 %	3,84 %	1,76 %	0,90 %	0,77 %	0,34 %	0,26 %	0,11 %	0,13 %	0,11 %	0,47 %	100,00 %	43,86%	0	17,64%
001-030	0,00 %	45,95 %	27,03 %	9,01 %	9,01 %	4,50 %	1,80 %	0,90 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	1,80 %	100,00 %	54,05%	0	54,05%
031-060	0,00 %	0,00 %	61,90 %	19,05 %	4,76 %	0,00 %	4,76 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	4,76 %	4,76 %	0,00 %	100,00 %	38,10%	1	100,00%
061-090	0,00 %	0,00 %	0,00 %	28,57 %	14,29 %	14,29 %	0,00 %	14,29 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	28,57 %	100,00 %	71,43%	1	100,00%
091-120	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	33,33 %	0,00 %	33,33 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	33,33 %	100,00 %	100,00%	1	100,00%
121-150	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	50,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	50,00 %	100,00 %	50,00%	1	100,00%
151-180	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	100,00 %	100,00%	1	100,00%
181-210	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	0,00%	1	100,00%
211-240	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	33,33 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	66,67 %	100,00 %	66,67%	1	100,00%
241-270	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	50,00 %	0,00 %	0,00 %	50,00 %	100,00 %	50,00%	1	100,00%
271-300	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	100,00 %	100,00%	1	100,00%
301-330	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	100,00 %	100,00%	1	100,00%
MAYOR A 331	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	0,00 %	100,00 %	100,00 %	0,00%	1	100,00%
<b>Total general</b>	<b>54,23 %</b>	<b>26,38 %</b>	<b>9,55 %</b>	<b>4,04 %</b>	<b>1,95 %</b>	<b>1,04 %</b>	<b>0,81 %</b>	<b>0,41 %</b>	<b>0,27 %</b>	<b>0,12 %</b>	<b>0,14 %</b>	<b>0,12 %</b>	<b>0,93 %</b>	<b>100,00 %</b>			

Fuente: Elaboración propia a partir de datos definidos en el desarrollo de la investigación.

#### 4.6. Pérdida esperada

Consideramos a la pérdida esperada como el primer elemento del riesgo de crédito, ésta se basa en el deterioro presentado en la cartera a la fecha de análisis y se determina de acuerdo a la calidad de cada uno de los deudores por medio de su calificación.

A la pérdida esperada se la define como la magnitud (monto) que una institución debe separar en forma de provisión de su utilidad obtenida. Se calcula de la siguiente forma:

**PÉRDIDA ESPERADA**= (Probabilidad de incumplimiento)\*(Exposición del activo) \*(Pérdida esperada de valor del activo dado el incumplimiento)

En consecuencia, es el resultado del producto de tres variables:

- **La probabilidad de incumplimiento (PD):** ¿Cuál es la probabilidad de que la contraparte incumpla los pagos?
- **La exposición (EAD):** Equivalencia del préstamo, exposición al incumplimiento. ¿Cuánto deberá este cliente a la institución en caso de incumplimiento?
- **La severidad (LGD):** Gravedad. ¿Qué cantidad de la exposición va a perder la institución en caso de incumplimiento?

### ***Probabilidad de incumplimiento***

Se considera a la probabilidad de incumplimiento o de default un elemento fundamental en la evaluación del riesgo crediticio, la misma que está vinculada al nivel de solvencia o calificación del deudor, comúnmente se la define como la medida de que tan probable es:

- Que un cliente deje de cumplir con sus obligaciones.
- Que un cliente en un periodo determinado llegue a un nivel de mora mayor a cierto número de días, pudiendo entrar a un proceso de reestructuración, castigo de cartera, entrega la garantía o entre en un proceso de liquidación obligatoria (default).

### ***Exposición del activo***

Otro de los inputs necesarios en el cálculo de la pérdida esperada es la EAD (exposure at default), la cual es definida como el importe de deuda pendiente de pago en el momento de incumplimiento del cliente. También se la puede definir como la suma de la deuda total del cliente (saldo de capital, intereses corrientes y de mora), más comisiones, más gastos legales, etc.

### ***Pérdida esperada del valor del activo dado el incumplimiento***

Es la pérdida real sufrida tras el incumplimiento, una vez agotadas todas las instancias de cobro. Las operaciones crediticias normalmente cuentan con alguna garantía

de respaldo de la operación, esta puede ser real o personal. En el caso de la compañía objeto de estudio existen operaciones respaldadas con pagaré firmado.

#### 4.6.1. Cálculo de la pérdida esperada

Una vez establecida la cartera default, se analizarán las variables socioeconómicas a ser consideradas en la evaluación de clientes para este caso de estudio. Ver Ilustración 4.14.

Ilustración 4.14 - Variables a considerarse en el análisis de clientes

Cod. Cliente	INCUMPLIMIENTO DE PAGO (DEFAULT)	EDAD	SEXO	NIVEL EDUCATIVO	AÑOS DE CLIENTE	VALOR DE LA DEUDA	RESPALDO CON CHEQUE	GARANTIA
0100037811	0	73	2	1	8	\$ 47,22	\$ -	\$ 2.000,00
0102530110	0	56	1	2	7	\$ 599,24	\$ -	\$ -
0102852985	0	57	1	1	15	\$ 2.912,94	\$ -	\$ -
0102912318	0	44	2	2	10	\$ 1.594,11	\$ 844,04	\$ -
0102923703	0	51	2	1	5	\$ 598,61	\$ -	\$ 1.000,00
0102983657	0	51	2	2	4	\$ 4.903,57	\$ -	\$ -
0103222907	0	45	2	3	6	\$ 156,24	\$ -	\$ 2.500,00
0103337689	0	48	2	1	2	\$ 2.442,24	\$ -	\$ -
0103778429	0	38	2	2	5	\$ 267,58	\$ -	\$ -
0103809117	0	43	1	1	5	\$ 417,74	\$ -	\$ -
0103837597	0	29	2	2	3	\$ 496,63	\$ -	\$ -
0104273909	0	36	2	3	7	\$ 1.026,91	\$ 866,54	\$ -
0104345087	1	38	2	1	7	\$ 3.742,98	\$ -	\$ 1.250,00
0104430178	1	36	2	1	7	\$ 6.896,91	\$ -	\$ 6.100,00
0104452560	1	35	1	2	2	\$ 83,13	\$ -	\$ -
0104606066	0	39	2	1	1	\$ 205,17	\$ -	\$ -
0104807771	1	26	2	3	1	\$ 207,74	\$ -	\$ 1.500,00
0104969597	0	34	2	2	6	\$ 415,15	\$ -	\$ -
0105332639	1	29	2	2	5	\$ 609,72	\$ -	\$ 1.000,00

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Como se muestra en la imagen anterior, la variable dependiente será el Incumplimiento de pago (Default).

#### **Selección de las variables independientes utilizando máxima verosimilitud - modelo Logit**

Una *Variable Dependiente Limitada* es una variable que tiene un conjunto de valores “limitados”, es decir, describen situaciones donde la variable dependiente contiene datos limitados en alcance y rango, como binarias (0 o 1), truncadas, ordenadas o datos censurados. Por ejemplo, dado un conjunto de variables independientes (nivel de ingresos, edad, estado civil, sexo, nivel educativo, cupo de tarjeta de crédito, etc.), se puede calcular mediante la estimación de máxima verosimilitud (MLE) la probabilidad de



incumplimiento de un pago. En este caso la respuesta o variable dependiente  $Y$  es binaria, ya que solamente puede tener dos posibles resultados 0 y 1, pudiendo representar la ausencia o presencia de una condición específica: cumplimiento/incumplimiento, éxito/fracaso, etc. También tenemos de variables independientes o regresoras de  $X$ , las cuales se consideran influyen en el resultado  $Y$ .

MLE utiliza una rutina de optimización iterativa que maximiza la función logarítmica de verosimilitud cuando las variables dependientes son limitadas, solucionando los problemas de análisis de una aproximación con una regresión de mínimos cuadrados ordinarios que daría como resultado estimado una probabilidad sin sentido sobre 1 o debajo de 0.

Utilizamos una regresión *Logit* para predecir la probabilidad de ocurrencia de un evento para datos ajustados a una curva logística. Esto es generalizado en el modelo lineal utilizado para la regresión binomial. MLE aplicado en un análisis logístico multivariado binario es usado para modelar variables dependientes para determinar la probabilidad esperada de que ocurra un suceso. Los coeficientes estimados por el modelo *Logit* son cocientes logarítmicos de probabilidad, y no pueden interpretarse directamente como probabilidades. Un rápido cálculo es requerido primero y luego la aproximación es sencilla.

El modelo *Logit* se especifica como *Estimado*  $Y = \ln [P_i / (1 - P_i)]$  o en cambio,  $P_i = \exp(\text{Estimado } Y) / (1 + \exp(\text{Estimado } Y))$ , y los coeficientes  $\beta_i$  son cocientes logarítmicos de probabilidad, a fin de tomar el antilogaritmo o  $\exp(\beta_i)$  obtenemos los cocientes de probabilidad de  $P_i / (1 - P_i)$ . Esto significa que un incremento en una unidad de  $\beta_i$  incrementa la probabilidad en este monto. Finalmente, la tasa de cambio en la probabilidad  $\delta P / \delta X = \beta_i P_i (1 - P_i)$ . El error estándar del coeficiente mide la precisión con la que el modelo estima el valor desconocido del coeficiente. El error estándar del coeficiente siempre es positivo. Cuanto menor sea el error estándar, más precisa será la estimación. Al dividir el coeficiente entre su error estándar, se calcula un valor  $t$ . el cual es usado en para calcular el nivel de significancia de cada parámetro estimado.

Por ejemplo para estimar la probabilidad de que un fumador desarrolle complicaciones pulmonares dada la cantidad de cigarrillos consumidos por año), simplemente se calcula el valor *Estimado*  $Y$  utilizando los coeficientes obtenidos por la MLE: si el modelo es  $Y = 1.1 + 0.005 (\text{Cigarrillos})$  para una persona que fume 100 paquetes de cigarrillos por año tiene un  $Y$  Estimado de  $1.1 + 0.005(100) = 1.6$ .

Posteriormente, calculamos la inversa del antilogaritmo para el valor encontrado:  $\exp(Y \text{ Estimado}) / [1 + \exp (Y \text{ Estimado})] = \exp (1.6)/(1+ \text{EXP} (1.6)) = 0.8320$ . Obteniendo que la probabilidad de desarrollar alguna complicación pulmonar para una persona que fume 100 cigarrillos es de un 83.20%.

Un modelo *Probit* es un tipo de regresión donde la variable dependiente puede tomar solo dos valores, por ejemplo, casados o no casados. El propósito del modelo es estimar la probabilidad de que una observación con características particulares caerá en una categoría específica; además, clasificando las observaciones basadas en sus probabilidades predichas es un tipo de modelo de clasificación binario. Este modelo *Probit* es una especificación popular para un modelo de respuesta ordinal o binario. Como tal, trata el mismo conjunto de problemas que la regresión logística utilizando técnicas similares. El modelo *Probit*, que emplea una función de enlace *Probit*, se suele estimar utilizando el procedimiento estándar de máxima verosimilitud, que se denomina una regresión *Probit*.

Estos modelos de regresión tienden a producir predicciones similares, la elección de uno de estos modelos está relacionada con la conveniencia particular, la principal diferencia entre ambos está en que la distribución *Logit* presenta una mayor curtosis para tener en cuenta en los valores extremos. Por ejemplo, supongamos que una familia quiere decidir adquirir un vehículo, su respuesta será una variable binaria (comprar o no comprar el vehículo), la decisión depende de una serie de variables independientes  $X_i$  como: el nivel de ingresos, la edad, tal que  $I_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n$ , donde el mayor valor de  $I_i$ , significa una mayor probabilidad de adquirir el vehículo. Existe un umbral crítico  $I^*$ , donde si es superado el vehículo es adquirido por otra persona, es decir, no realizan la compra, y la probabilidad de salida ( $P$ ) se asume distribuida normalmente, tal que  $P_i = \text{CDF} (I)$  utilizando una función de distribución acumulada normal estándar (CDF). Por lo tanto, usa los coeficientes estimados exactamente igual a los de un modelo de regresión, utilizando el valor *Estimado*  $Y$ , y se aplica la distribución normal estándar (se puede usar la función Excel DISTR.NORM. ESTAND o la herramienta de Análisis de Distribución seleccionando la distribución Normal y ajustando la media en 0 y la desviación estándar en 1).

Finalmente, para obtener un *Probit* o unidad de probabilidad, defina  $l_i + 5$  (esto es porque siempre la probabilidad  $P_i < 0.5$ , el estimado  $l_i$  es negativo, debido al hecho que la distribución normal es simétrica alrededor de una media de cero).

El modelo *Tobit* es un método de modelación biométrica y econométrica usada para describir la relación entre un variable dependiente no-negativa  $Y_i$  y una o más variables independientes  $X_i$ . En este modelo la variable dependiente es censurada debido a que los valores debajo de cero no son observados.

El modelo *Tobit* asume que existe una variable inobservable latente  $Y^*$ . Esta variable es linealmente dependiente de las variables  $X_i$  vía un vector de coeficientes  $\beta_i$ , que determina sus interrelaciones. En adición, el término del error  $U_i$  está distribuido normalmente para capturar la influencia aleatoria en esta relación. La variable observable  $Y_i$  es definida como la igualdad de la variable latente siempre que las variables latentes sean superiores a cero y  $Y_i$  es asumido como cero en otro caso. Esto es,  $Y_i = Y^*$  si  $Y^* > 0$  y  $Y_i = 0$  si  $Y^* = 0$ . Si el parámetro de relación  $\beta_i$  es estimado utilizando una regresión de mínimos cuadrados ordinarios de los observados  $Y_i$  en  $X_i$ , los estimadores de la regresión calculada son inconsistentes y el coeficiente de la pendiente se encuentra insesgada hacia abajo y el intercepto insesgado hacia arriba. Únicamente el MLE podría ser consistente para un modelo *Tobit*.

El modelo *Tobit*, tiene un complemento estadístico llamado *Sigma*, el cual es equivalente al error estándar de la estimación en una regresión de mínimos cuadrados ordinarios y los coeficientes estimados son usados en el mismo sentido que en el análisis de regresión. En la ilustración 4.15 se presentan los resultados:

Ilustración 4.15 - Estimadores de máxima verosimilitud - Logit

Modelo 1: Logit, usando las observaciones 1-4827				
Variable dependiente: INCUMPLIMIENTO DE PAGOS DE DEFAULT				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	valor p
const	-1,65171	0,245245	-6,735	1,64e-011 ***
EDAD	-0,0133193	0,00352971	-3,773	0,0002 ***
SEXO	0,0472339	0,0821196	0,5752	0,5652
NIVEL EDUCATIVO	0,0204215	0,0546164	0,3739	0,7085
AAOS DE CLIENTE	0,0743424	0,00655777	11,34	8,65e-030 ***
VALOR DE LA DEUDA	4,75198e-05	1,16204e-05	4,089	4,33e-05 ***
RESPALDO CON CHEQUE	9,96128e-06	1,95293e-05	0,5101	0,6100
GARANTIA	1,69160e-05	5,16402e-06	3,276	0,0011 ***
Media de la vble. dep.	0,193702	D.T. de la vble. dep.	0,395239	
R-cuadrado de McFadden	0,055793	R-cuadrado corregido	0,052422	
Log-verosimilitud	-2240,315	Criterio de Akaike	4496,631	
Criterio de Schwarz	4548,487	Crit. de Hannan-Quinn	4514,838	

De la aproximación *Logit* realizada, se obtienen los coeficientes de la función estimada. Se deben seleccionar las variables que cumplan con lo siguiente:

1. Las variables deben tener poca correlación.
2. Deben tener una variación absoluta en su estadístico mayor a 2.
3. Deben tener un valor *p* value menor a 0.05.

Como podemos observar en la ilustración 4.15 existen variables que no cumplen (remarcadas en rojo), estas variables se eliminan del modelo de aproximación *Logit* y se procede a realizar nuevamente la prueba de máxima verosimilitud.

Ilustración 4.16 – Aproximación *Logit* con las variables que cumplen

Modelo 2: *Logit*, usando las observaciones 1-4827  
 Variable dependiente: INCUMPLIMIENTO DE PAGO DE DEFAULT  
 Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coeficiente	Desv. Típica	z	valor p	
const	-1,52598	0,148379	-10,28	8,29e-025	***
EDAD	-0,0134735	0,00347554	-3,877	0,0001	***
AAOSDECLIENTE	0,0746587	0,00654053	11,41	3,53e-030	***
VALORDELADEUDA	5,18012e-05	7,95544e-06	6,511	7,44e-011	***
GARANTIA	1,69754e-05	5,12714e-06	3,311	0,0009	***
Media de la vble. dep.	0,193702	D.T. de la vble. dep.	0,395239		
R-cuadrado de McFadden	0,055638	R-cuadrado corregido	0,053531		
Log-verosimilitud	-2240,684	Criterio de Akaike	4491,367		
Criterio de Schwarz	4523,777	Crit. de Hannan-Quinn	4502,747		

En base a los coeficientes obtenidos en la aproximación *Logit* calculamos la línea de regresión estimada de acuerdo a la expresión:

$$Y_{ESTIMADA} = -1,52598 - 0,0134735 * EDAD + 0,0746587 * AÑOSDECLIENTE + 5,18012e-05 * VALORDELADEUDA + 1,69754e-05 * GARANTIA$$

Ilustración 4.17 - Cálculo de *Y<sub>ESTIMADA</sub>*

	A	G	H	I	J	K	L	M	P
	Cod. Cliente	INCUMPLIMIENTO DE PAGO (DEFAULT)	COEFICIENTE	EDAD	AÑOS DE CLIENTE	VALOR DE LA DEUDA	GARANTIA	Y ESTIMADO	
2			-1,52598	-0,013474	7,47E-02	5,18E-05	1,70E-05		
3	0100037811	0		73	8	47,22		=H\$2+SUMAPRODUCTO(\$I\$2:\$L\$2;I3:L3)	
4	0102530110	0		56	7	599,24	-	-1,702093879	
5	0102852985	0		57	15	2.912,94	-		
6	0102912318	0		44	10	1.594,11	-		
7	0102923703	0		51	5	598,61	1.000,00		

Fuente: Elaboración propia a partir de datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Mediante la siguiente expresión calculamos la probabilidad de incumplimiento de cada uno de los clientes:

Ecuación 16

$$PROPABILIDAD\ INCUMPLIMIENTO = \frac{exp^{Y_{estimada}}}{1 + exp^{Y_{estimada}}}$$

A continuación se presentan las probabilidades de incumplimiento calculadas por cada cliente, datos se encuentran ordenados por el RUC del cliente. Ver ilustración 4.18.

Ilustración 4.18 - Clientes ordenados por RUC

	A	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	Cod. Cliente	INCUMPLIMIENTO DE PAGO (DEFAULT)	COEFICIENTE	EDAD	AÑOS DE CLIENTE	VALOR DE LA DEUDA	GARANTIA	Y ESTIMADO	EXPONENCIAL Y ESTIMADO	PI PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
2			-1,52598	-0,013474	7,47E-02	5,18E-05	1,70E-05			
3	0100037811	0		73	8	47,22	2.000,00	-1,906765249	0,148560165	12,93%
4	0102530110	0		56	7	599,24	0,00	-1,702093879	0,182301407	15,42%
5	0102852985	0		57	15	2.912,94	0,00	-1,029945177	0,357026533	26,31%
6	0102912318	0		44	10	1.594,11	0,00	-1,32421819	0,266010848	21,01%
7	0102923703	0		51	5	598,61	1.000,00	-1,765219387	0,171149234	14,61%
8	0102983657	0		51	4	4.903,57	0,00	-1,693766425	0,183825852	15,53%
9	0103222907	0		45	6	156,24	2.500,00	-1,651189653	0,191821572	16,09%
10	0103337689	0		48	2	2.442,24	0,00	-1,906418489	0,148611689	12,94%
11	0103778429	0		38	5	267,58	0,00	-1,622166684	0,197470379	16,49%
12	0103809117	0		43	5	417,74	0,00	-1,707710329	0,18128039	15,35%

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Como podemos apreciar en la ilustración 4-18 se estima que el primer cliente tiene una probabilidad del 12.93% de caer en incumplimiento, el siguiente cliente tiene 15,42% de probabilidad de no cumplir con los pagos en los plazos acordados, y así sucesivamente.

La ilustración en general presenta que, mientras mayor sea la  $Y_{estimada}$  mayor es la probabilidad de incumplimiento. En el caso contrario mientras menor sea, mayor será la probabilidad de que el cliente esté al día.

De acuerdo a la información anterior se podría estimar la probabilidad de incumplimiento de un nuevo cliente. Por ejemplo se presenta el caso de un cliente nuevo con el siguiente perfil:

EDAD: 28, AÑOS DE CLIENTE: 0, VALOR DE DEUDA: 8.500, GARANTIA: 5.000.

El modelo obtenido da al cliente nuevo una probabilidad de incumplimiento del 20.13%. Ver Figura 20.

Ilustración 4.19 - Probabilidad de incumplimiento de un nuevo cliente

	A	G	H	I	J	K	L	M	N	O
	Cod. Cliente	INCUMPLIMIENTO DE PAGO (DEFAULT)	COEFICIENTE	EDAD	AÑOS DE CLIENTE	VALOR DE LA DEUDA	GARANTIA	Y ESTIMADO	EXPONENCIAL Y ESTIMADO	PI PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
2			-1,52598	-0,0134735	7,47E-02	5,18E-05	1,70E-05			
3	0100037811	0		73	8	47,22	2.000,00	-1,906765249	0,148560165	12,93%
4	0102530110	0		28	0,00	8.500,00	5.000,00	-1,3780508	0,252069408	20,13%

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

#### 4.7. Categorización de la cartera de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento calculada.

Como siguiente paso procederemos a categorizar la cartera, para esto tomamos la probabilidad de incumplimiento estimada de cada cliente para obtener la pérdida esperada de la cartera y la cartera catastrófica. Se declara generalmente incumplimiento cuando el pago programado no fue realizado dentro del plazo establecido.

Para la estimación de la probabilidad de incumplimiento se toma como base la data histórica de clientes de la compañía. Esta data será ordenada de mayor probabilidad de incumplimiento a menor, con el fin de establecer la distribución de la cartera en cuatro grupos de clientes de acuerdo a su probabilidad de incumplimiento.

En la ilustración 4.20 se presenta la información ordenada por clientes con mayor probabilidad de incumplimiento, incluyéndose el monto total de la deuda.

Ilustración 4.20 - Lista ordenada de clientes de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento

	A	K	O
	Cod. Cliente	VALOR DE LA DEUDA	PI PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO
2	0190379930001	\$ 111.045,09	98,22%
3	1100033230001	\$ 75.989,75	96,69%
4	1791911016001	\$ 70.851,32	96,11%
5	1792115418001	\$ 31.979,00	95,81%
6	0991508147001	\$ 69.394,59	95,52%
7	1792305616001	\$ 84.763,30	94,93%
8	1709825226001	\$ 38.097,01	94,70%
9	1792541743001	\$ 91.487,98	94,66%
10	1309033536001	\$ 11.337,80	94,46%
11	1291710650001	\$ 70.504,27	93,98%
12	0190431118001	\$ 41.727,32	93,95%
13	2390015448001	\$ 49.004,72	90,37%
14	1307492510001	\$ 56.809,95	88,93%
15	1302296890001	\$ 64.953,78	88,36%

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

Calculamos la tasa de recuperación dividiendo la cartera al día, sobre el total de la cartera de la empresa, que en el caso de la empresa comercial objeto de estudio es de 89,52%. La pérdida en caso de incumplimiento se calcula como la diferencia entre el 100% total de la cartera y la tasa de recuperación, es decir  $100\% - 89,52\% = 10,48\%$

Se procede a realizar la categorización de las carteras de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento de la siguiente manera:

Categoría A: 1% - 25%

Categoría B: 25% - 50%

Categoría C: 50% - 75%

Categoría D: 75% - 100%

La distribución de la cartera de los clientes con una probabilidad de incumplimiento mayor o igual al 1% se presenta en la ilustración 4.21.

*Ilustración 4.21 - Cartera distribuida de acuerdo a la probabilidad de incumplimiento*

<b>TASA DE RECUPERACIÓN</b>	89,52%						
<b>LGD</b>	10,48%						
<b>CATEGORIZACIÓN DE LA CARTERA DE ACUERDO A LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO MAYOR A CERO</b>							
<b>CATEGORIA A 1% - 25%</b>		<b>CATEGORIA A 25% - 50%</b>		<b>CATEGORIA A 50% - 75%</b>		<b>CATEGORIA A 75% - 100%</b>	
<b># Clientes</b>	<b>Monto</b>	<b># Clientes</b>	<b>Monto</b>	<b># Clientes</b>	<b>Monto</b>	<b># Clientes</b>	<b>Monto</b>
3.986	\$ 5.489.597,74	762	\$ 3.385.486,41	50	\$ 952.746,75	29	\$ 1.434.241,54

Fuente: Elaboración propia a partir datos definidos en el desarrollo de la investigación.

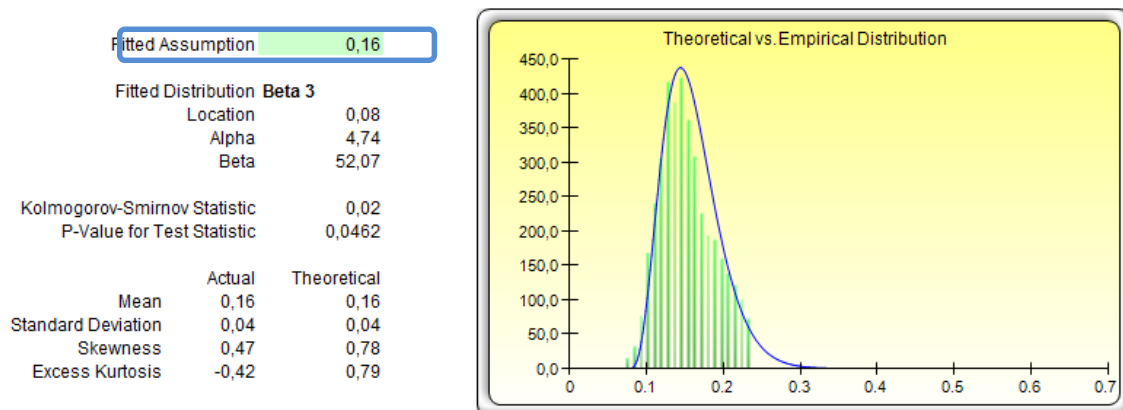
La cartera se concentra en los dos extremos de la distribución. Los clientes con una probabilidad de incumplimiento entre 1% y 25% son 3.986 clientes en total con una concentración de cartera de \$5.489.597,74.

La Cartera ubicada en la categoría D (entre 75% y 100% de probabilidad de incumplimiento), se conforma con 29 clientes y un valor de cartera de \$1.434.241,54.

Para proceder a calcular la pérdida esperada y el valor de la cartera catastrófica, procedemos a determinar la función de distribución paramétrica de cada rango de cartera:

## CATEGORIA A: 1% - 25% - DISTRIBUCIÓN BETA

Ilustración 4.22 - Función de distribución grupo A

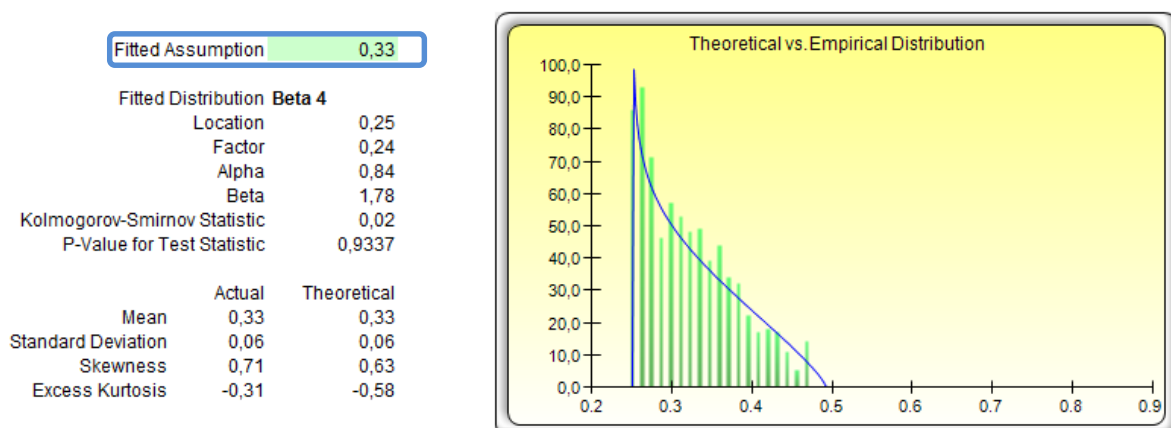


Como se muestra en la ilustración 4.22 la categoría A presenta una Distribución Beta, En teoría de la probabilidad y en estadística, la distribución beta es una familia de distribuciones continuas de probabilidad definidas en el intervalo  $[0,1]$  parametrizada por dos parámetros positivos de forma, denotados por  $\alpha$  y  $\beta$ , que aparecen como exponentes de la variable aleatoria y controlan la forma de la distribución.

**La probabilidad de incumplimiento promedio para esta categoría de clientes es de 0,16.**

## CATEGORIA B: 25% Y 50% - DISTRIBUCIÓN BETA

Ilustración 4.23 - Función de distribución grupo B



Como se muestra en la ilustración 4.23 la categoría B también presenta una Distribución Beta, esta distribución permite generar una gran variedad de perfiles y se utiliza principalmente para representar variables físicas cuyos valores se encuentran

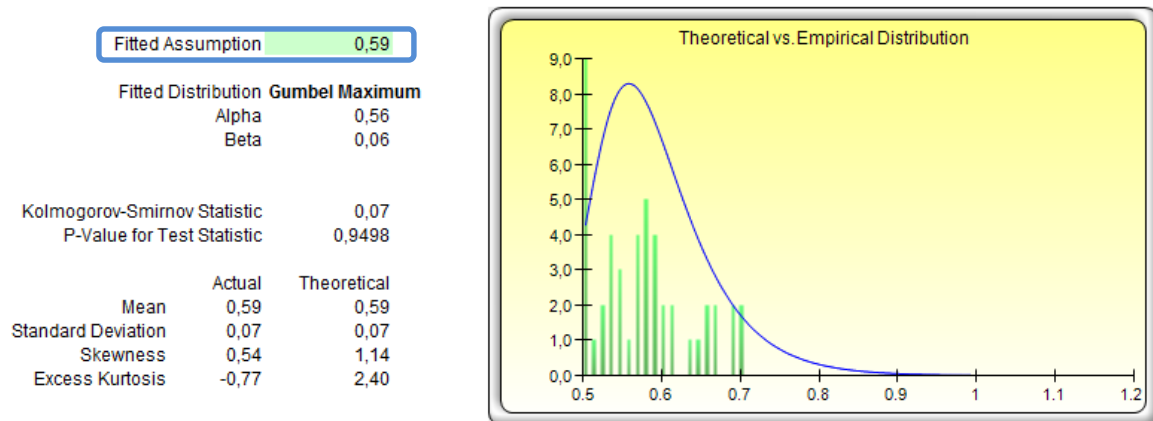


restringidos a un intervalo de longitud finita y para obtener ciertas cantidades que se conocen como límites de tolerancia (en Inferencia no paramétrica) sin necesidad de la hipótesis de normalidad.

**La probabilidad de incumplimiento promedio para esta categoría de clientes es de 0,33.**

### CATEGORIA C: 50% Y 75% - DISTRIBUCIÓN DE VALOR EXTREMO MAXIMO O DISTRIBUCIÓN GUMBEL

Ilustración 4.24 - Función de distribución grupo C



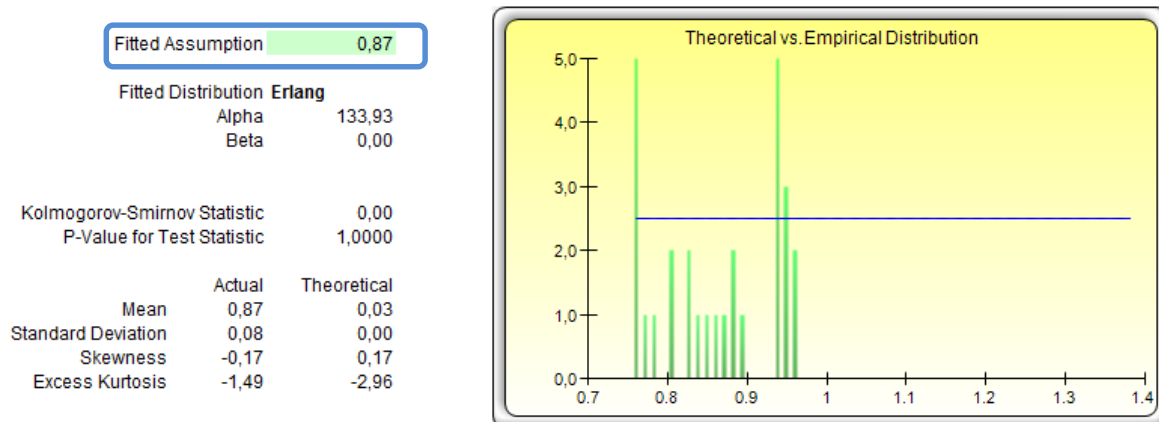
Como se muestra en la ilustración 4.24 la categoría C presenta una Distribución de Gumbel, la cual es una distribución de probabilidad de valores extremos. Esta distribución se utiliza para modelar la distribución del máximo (o el mínimo) de un número de muestras de diversas distribuciones. Por ejemplo, sería útil para representar la distribución del máximo nivel de un río a partir de los datos de niveles máximos durante los últimos diez años. También es útil para predecir la posibilidad de que ocurra un terremoto, una inundación u otro desastre natural extremo.

La aplicabilidad potencial de la distribución de Gumbel para representar los máximos se debe a la teoría de valores extremos que indica que es probable que sea útil si la muestra de datos tiene una distribución normal o exponencial.

**La probabilidad de incumplimiento promedio para esta categoría de clientes es de 0,59.**

## CATEGORIA D: 75% Y 100% - DISTRIBUCIÓN ERLANG.

Ilustración 4.25 - Función de distribución grupo D



Como se muestra en la ilustración 4.25 la categoría D presenta una Distribución Erlang, esta es una distribución de probabilidad continua con una amplia aplicabilidad debido principalmente a su relación con la exponencial y la distribución gamma dada por la suma de un número de variables aleatorias independientes que poseen la misma distribución exponencial.

**La probabilidad de incumplimiento promedio para esta categoría de clientes es de 0,87.**

Para calcular la pérdida esperada realizamos la simulación de Montecarlo con base en el valor de la deuda, la probabilidad de incumplimiento y la pérdida en caso de incumplimiento de cada grupo de cartera A, B, C, y D, como se muestra en la ilustración 4.26:

Ilustración 4.26 - Datos para el cálculo de la pérdida esperada

CARTERA	VALOR DE DEUDA	PATICIPACIÓN PORCENTUAL	NÚMERO DE CLIENTES	PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PI)	LGD	PERDIDA ESPERADA
A	\$ 5.489.597,74	48,74%	3.986	<b>0,16</b>	10,48%	\$ 90.999,27
B	\$ 3.385.486,41	30,06%	762	<b>0,33</b>	10,48%	\$ 116.269,88
C	\$ 952.746,75	8,46%	50	<b>0,59</b>	10,48%	\$ 58.976,86
D	\$ 1.434.241,54	12,74%	29	<b>0,87</b>	10,48%	\$ 130.986,02
<b>TOTAL</b>	<b>\$ 11.262.072,44</b>	<b>100,00%</b>	<b>4.827</b>			

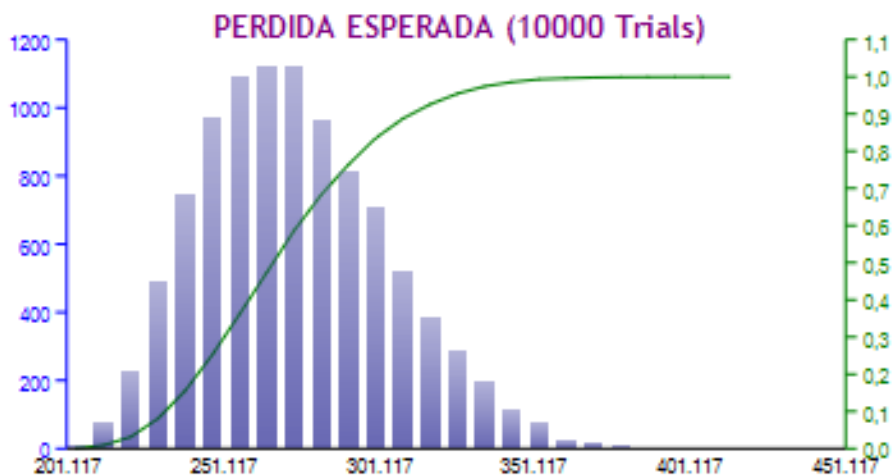
La simulación de Montecarlo con 10.000 ensayos, estima una pérdida esperada para la compañía de \$270.201,79 con una desviación estándar de \$30.396,43. Ver ilustración 4.27.

Ilustración 4.27 - Estadística de la simulación de la pérdida esperada

Estadísticas	Resultados
Número de Simulaciones	10.000
Media	270.201,7898
Mediana	267.250,3394
Desviación Estándar	30.396,4292
Varianza	923.942.910,6437
Coficiente de Variación	0,1125
Máximo	413.834,8195
Mínimo	195.438,5612
Rango	218.396,2583
Asimetría	0,4892
Curtosis	0,0612
25% Percentil	247.627,7447
75% Percentil	289.826,5018
Precisión de Error al 95% de Confianza	0,2205%

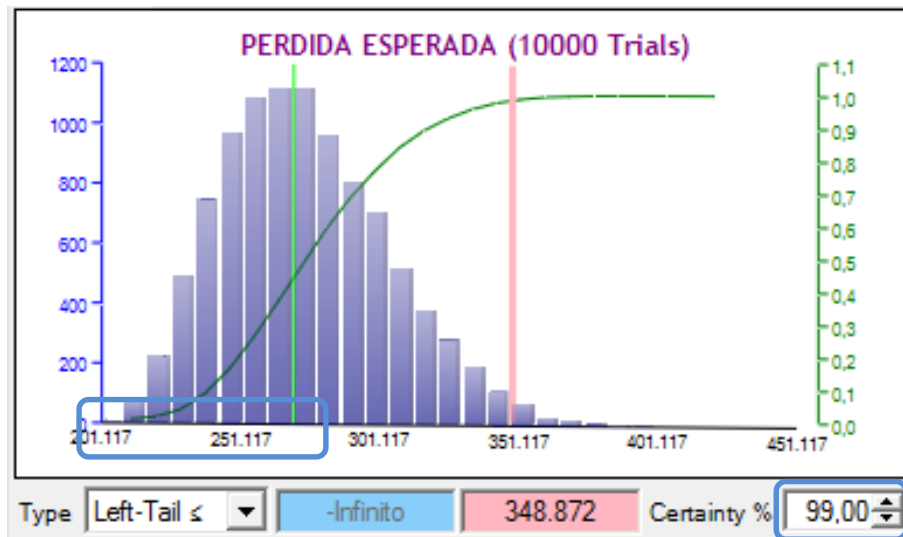
La distribución gráfica de la distribución se presenta en la ilustración 4.28.

Ilustración 4.28 - Distribución de probabilidad de la simulación



Para el cálculo de la pérdida catastrófica de la cartera de la empresa, sesgamos el gráfico a la cola izquierda y tomando la probabilidad de incumplimiento del 99% se obtiene un valor de \$348.872, de pérdida catastrófica. Ver ilustración 4.29.

Ilustración 4.29 - Pérdida catastrófica



## **5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

### **5.1. Conclusiones**

- El análisis del riesgo crediticio es parte fundamental para el buen desempeño de cualquier empresa, por lo que, la idea de desarrollar y establecer metodologías que permitan una adecuada evaluación del riesgo de crédito se ha convertido en una necesidad.
- En el presente trabajo de investigación se describió el riesgo de crédito y el porqué de la importancia de medir su impacto en las organizaciones. Se plantearon y analizaron de forma general las características de varias metodologías que han sido utilizadas a través del tiempo para la medición del riesgo de crédito, con el fin de presentar los beneficios y problemáticas de su aplicación.
- Siendo el objetivo del modelo desarrollado el de mejorar la medición actual del riesgo de crédito a través de la estimación de las pérdidas esperadas, al realizar la simulación de Montecarlo con 10.000 ensayos, dando como variables a las distribuciones de cada grupo de cartera A, B, C, y D se determinó que el monto que la compañía puede perder en caso de que los clientes incumplieran con su obligación de pago es de \$270.201,79 (Pérdida Esperada), representando el 2,40% del total de la cartera (\$11.262.072,44), esto debido al buen rango de recuperación que presenta la empresa objeto de estudio. Adicionalmente el modelo planteado arroja para el caso de estudio específico, que la pérdida catastrófica tomando la probabilidad de incumplimiento del 99% es de \$348.872.
- Por lo expuesto en el presente trabajo se comprueba la hipótesis de que la correcta aplicación del modelo de riesgo crediticio es viable en la empresa comercial dado que se cuenta con los recursos que exige la naturaleza del modelo, y su implementación permite una disminución del riesgo de la cartera.

## 5.2. Recomendaciones

- Facilitar el acceso de la metodología expuesta a las Jefaturas de Crédito de las distintas oficinas, con el fin de facilitar el manejo del amplio número de clientes a crédito que tiene la compañía.
- Incluir la forma de medir la posición de un nuevo cliente de acuerdo a sus parámetros. Con el resultado de la evaluación de las variables socioeconómicas contempladas en el modelo planteado, para permitir evaluar los nuevos clientes de la empresa de una manera más objetiva.
- Sistematizar el manejo de la cartera de la empresa con la producción de un software, incluyendo el método expuesto en esta investigación, para facilitar y agilizar el proceso de clasificación y decisión de otorgamiento de crédito a los clientes en forma más eficiente.

## REFERENCIAS

- Alderete, A. M. (2006). *Fundamentos del análisis de regresión logística en la investigación psicológica*. Revista Evaluar, 6(1).
- Altman, E. (1992). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*. New York: Wiley Finance.
- Altuve, J. G. (2016). Rentabilidad de la variable activo corriente o circulante. *Actualidad contable faces*, 17(29), 5 - 17.
- Bogantes, C. Á., Herrera-Monge, M. F., Herrera-González, E., & Araya-Vargas, G. A. (2021). Investigación de las variables que determinan los niveles de autoestima en los escolares centroamericanos: Un modelo de regresión logística binaria. *Revista en Ciencias del Movimiento Humano y Salud*, 18(2).
- Boyes, W., Hoffman, D., & Low, S. (1989). An Econometric Analysis of the Bank Credit Scoring Problem. *Journal of Econometrics*, 3-14.
- CALVO, M. M. (1982). Análisis cuantitativo del crédito de vivienda 1971-1981 (6). *Revista de Economía Política*, (92).
- Castaño, H. F., & Ramírez, F. O. (2005). El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín* 4(6), 55-75.
- Castro, A. M. (2014). *Crédito y cobranza*. Grupo Editorial Patria.
- Checkley, K. (2003). Manual para el análisis del riesgo de crédito. *Gestión 2000*.
- Ferrajoli, L. (2000). Garantías. *jueces para la democracia* (38), 39 - 46.
- Fica, A., Casanova, M., & Mardones, J. (2018). Analisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring. *Revista Facultad de ciencias Economicas*, 26(1), 181 - 207.
- Fontalvo, T. J., De La Hoz, E. J., & Morelos, J. (2018 ). Método combinado análisis de conglomerado y análisis discriminante multivariado para identificar y evaluar perfiles de eficiencia financiera en empresas exportadoras. *Información tecnológica*, 29(5).
- García, M. L., & García, M. J. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. *Cuadernos de administración*, 23(40).
- Lara, A. D. (2008). *Medición y Control de Riesgos Financieros*. México D.F.: Grupo Noriega Editores.
- Marquez, J. (2006). *Una nueva visión de los riesgo de Crédito*. México D.F.: Limusa.

- Mavila, D. (2011). *Garantías Crediticias*.
- Orejuela, P. S., Guerrero-Baena, M. D., & Gómez-Limón, J. A. (2020). Desempeño económico-financiero de los distintos modelos empresariales en el sector del aceite de oliva en España. *Revista de Estudios Empresariales. Segunda Epoca, (1)*, 227 - 248.
- Ortiz, E., & Noboa, P. (2020). . Propuestas societarias y concursales para mitigar el impacto económico del covid-19 en Ecuador. . *X-pendientes Económicos, 4(8)*, 38-48.
- Osorio Cortina, A. F., & Franco Falla, S. (2020). *Modelo de redes neuronales para la determinación del riesgo de liquidez en las pymes*.
- Proaño Rivera, B. (2016). Valoración y riesgo en el Ecuador. *UDA AKADEM(1)*, 70 - 85.
- Proaño Vera, V. (2012). *Estudio de la gestión de riesgo de crédito para empresas no financieras y propuesta de aplicación de una metodología de análisis de riesgo de crédito para los agentes de Western Unión, para la empresa DHL Express Ecuador SA de la ciudad de Quito*.
- Quiroz, J. (2003 ). El modelo relacional de bases de datos. . *Boletín de Política Informática, 6,*, 53-61.
- Risk, K. (2007). *Finanzas corporativas*.
- Salazar, F. (2013). Cuantificación del riesgo de incumplimiento en créditos de libre inversión: un ejercicio econométrico para una entidad bancaria del municipio de Popayán, Colombia. *Estudios Gerenciales Vol.29*, 416-427.
- Super Intendencia de Bancos. (2021). *portal de estudios estadísticos*.
- Tomado de Bonás Piella, A. L. (2007). Riesgo de crédito: amenaza u oportunidad. *Publicaciones Universidad Pompeu Fabra*, 9-14.