



**UNIVERSIDAD
DEL AZUAY**

DEPARTAMENTO DE POSGRADOS

**MAESTRÍA EN AUDITORIA INTEGRAL Y
GESTIÓN DE RIESGOS FINANCIEROS**

**“Propuesta de un modelo de análisis de riesgo para una
cartera comercial”**

**Trabajo de graduación previo a la obtención del título de
Magíster en Auditoria Integral y Gestión de Riesgos
Financieros**

Autor:

Jorge Francisco Ulloa Quito

Director:

Javier Fabián Ordóñez Arízaga

Cuenca, Ecuador

2019

DEDICATORIA

Dedico este trabajo con amor a mis
padres, esposa e hija.

Jorge

AGRADECIMIENTOS

A mi mentor Fausto Racines Jarrín, MAI.,
por mostrarme un camino a la excelencia.

A mi director de tesis Javier Ordoñez
Arízaga, PhD. por la motivación y guía
profesional.

A INDUMOT S.A., por creer en mí y
patrocinar este sueño.

¡Gracias, esto es por ustedes!

RESUMEN

En la actualidad, las finanzas empresariales ahondan gran parte de sus esfuerzos en la administración equilibrada de la cartera, que en muchos de los casos no reflejan el resultado esperado. Los enfoques dispersos y no integrados, exponen al negocio a riesgos imprevistos por la falta de recuperación del activo y el valor implícito que este representa. Los instrumentos de análisis por lo general son de construcción propia y se basan en el criterio de las personas que lo desarrollan, en donde usualmente se atribuye el incumplimiento al análisis crediticio previo.

Esta investigación busca integrar al proceso de crédito, un modelo de medición del riesgo financiero que apoye de manera preventiva a la gestión de las cuentas por cobrar. Para el efecto, se realizará la evaluación y análisis de la cartera crediticia de una empresa líder en la comercialización de motocicletas en el Ecuador, por razones de privacidad se ha decidido no revelar su razón social, por ello la denominamos MOTO S.A., y, a través de su información podremos definir: el comportamiento de pago y la probabilidad de incumplimiento, la pérdida esperada e inesperada o Valor en Riesgo (VaR), el aprovisionamiento y requerimiento de capital; es decir, conocer el impacto financiero sobre la rentabilidad.

Palabras clave: Riesgo de Crédito, Riesgo de Cartera, Credit Scoring, Valor en Riesgo (VaR).

ABSTRACT

Currently, corporate finances allocate a large part of their efforts in the balanced management of the portfolio, which in many cases does not reflect the expected result. Dispersed and non-integrated approaches expose the business to unforeseen risks due to the lack of recovery of assets and the implicit value it represents. In general, the analysis instruments are based on the criteria of the people who develop it, usually the non-compliance is attributed to previous credit analysis. This research seeks to integrate a financial risk measurement model into the credit process to preventively support the management of accounts receivable. The evaluation and analysis of the credit portfolio of a leading motorcycle sales company in Ecuador was carried out. For privacy reasons, it was decided not to reveal its corporate name and it was called MOTO S.A. Through its information it was possible to define the payment behavior and the probability of default, the expected and unexpected loss or value at risk (VaR), the supply and capital requirement. This revealed the financial impact on profitability.

Keywords: Credit risk, portfolio risk, credit scoring, value at risk (VaR).



A handwritten signature in blue ink, consisting of a stylized 'P' followed by 'Arpi'.

Translated by

Ing. Paúl Arpi

INDICE DE CONTENIDO

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTOS.....	iii
RESUMEN.....	iv
ABSTRACT.....	v
INDICE DE CONTENIDO.....	vi
INDICE DE TABLAS.....	viii
INDICE DE CUADROS.....	viii
INDICE DE FIGURAS.....	viii
INTRODUCCIÓN.....	1
CAPÍTULO 1: EL PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	2
1.1 ANTECEDENTES.....	2
1.2 SÍNTESIS DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO.....	3
1.3 OBJETIVO GENERAL.....	3
1.3.1 Objetivos específicos:.....	3
1.4 HIPÓTESIS Y SUPOSICIONES.....	3
1.5 LIMITACIÓN.....	4
1.6 EL ESTADO DEL ARTE.....	4
1.6.1 El Riesgo y ¿por qué medirlo?.....	4
1.6.2 El Riesgo de Crédito.....	5
1.6.3 Análisis del riesgo crediticio tradicional.....	5
1.6.4 El Credit Scoring.....	9
1.6.5 Provisiones de cartera crediticia.....	12
1.7 LAS MEDIDAS DEL RIESGO DE CRÉDITO.....	13
1.7.1 Factores de riesgo y distribución de pérdidas esperadas e inesperadas (Var)..	13
1.8 LA SIMULACIÓN MONTECARLO.....	15
CAPÍTULO 2: MARCO REFERENCIAL.....	16
2.1 MARCO TEÓRICO.....	16
2.2 MARCO LEGAL Y NORMATIVO.....	21
2.3 GLOSARIO.....	23
2.4 DISEÑO METODOLÓGICO.....	25
2.4.1 Delimitación.....	25
2.4.2 Variables e indicadores.....	25
2.4.3 Datos.....	26
CAPÍTULO 3: EVALUACIÓN DEL PORTAFOLIO CREDITICIO DE MOTO S.A.....	27
3.1 GENERALIDADES.....	27
3.1.1 Misión.....	27

3.1.2 Visión.....	27
3.1.3 Canales de distribución.....	27
3.2 EL CANAL MAYORISTA.....	27
3.2.1 Lineamiento interno y políticas de concesión de crédito mayorista de MOTO S.A.	28
3.3 INFORMACIÓN FINANCIERA Y BASE DE DATOS	32
3.3.1 Evolución del canal mayorista	32
3.3.2 Tramos de cartera.....	33
3.3.3 Cartera en riesgo	34
3.3.4 El Riesgo en cascada	34
3.3.5 Garantías de Cobro.....	35
3.3.6 Índice de Morosidad.....	35
3.3.7 Análisis Siembra – Cosecha	36
CAPITULO 4: PROPUESTA DE UN MODELO ANÁLISIS RIESGOS DE CARTERA.....	38
4.1 MODELO PARA MEDIR LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD).....	38
4.1.1 Las variables explicativas, análisis y selección	39
4.1.1.1 Variables descartadas.....	39
4.1.2 El estudio de la variable dependiente	40
4.1.3 La probabilidad de incumplimiento (PD) de MOTO S.A.	41
4.2 LA SEVERIDAD (LGD)	46
4.2.1 La tasa de recuperación de MOTO S.A.....	46
4.3 LA EXPOSICIÓN POR INCUMPLIMIENTO (EAD)	47
4.4 CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA E INESPERADA DE MOTO S.A., PARA LA CARTERA CON CORTE AL 30 DE JUNIO DE 2019.....	48
4.4.1 Aplicación de ecuación de la probabilidad de incumplimiento (PD).-	48
4.4.2 Aplicación de la severidad (LDG).-	48
4.4.3 Aplicación de la exposición por incumplimiento (EAD).-	49
4.4.4 Cálculo de la Pérdida Simulada.-	49
4.4.5 Aplicación de la simulación Montecarlo para definir las pérdidas.-	50
4.4.6 La Pérdida Esperada.-	52
4.4.7 La Pérdida Inesperada y/o el Valor en Riesgo (VaR).-	52
4.4.8 VaR 99%.-	52
CONCLUSIONES	53
RECOMENDACIONES	54
BIBLIOGRAFÍA	55

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Ventas, incobrabilidad e impacto en la rentabilidad	2
Tabla 2. Evolución anual de cartera en tramos	34
Tabla 3. Cartera 2018 versus Cartera 2018 – Riesgo en Cascada.....	35
Tabla 4. Garantías de cobro	35
Tabla 5. Índice de Morosidad.....	36
Tabla 6. Composición de la variable dependiente.....	41
Tabla 7. Tabla de clasificación para la muestra.....	41
Tabla 8. Pesos de las variables cuantitativas	42
Tabla 9. Pesos de las variables cualitativas	42
Tabla 10. Matriz de correlaciones.....	43
Tabla 11. Prueba de Hosmer - Lemeshow	43
Tabla 12. Parámetros del modelo.....	45
Tabla 13. Resultados estadísticos	51

INDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Calificación con información crediticia.	8
Cuadro 2. Calificación sin información crediticia.	8
Cuadro 3. Variables e Indicadores.....	25
Cuadro 4. Canales de distribución	27
Cuadro 5. Plazo	28
Cuadro 6. Documentos Forzosos	29
Cuadro 7. Documentos opcionales.....	29
Cuadro 8. Documentos de instrumento	30
Cuadro 9. Variables dependientes.....	41
Cuadro 10. Ecuación del modelo.....	45

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Relación entre la Pérdida Esperada y la Pérdida Inesperada.....	15
Figura 2. Evolución del canal mayorista	33
Figura 3. Análisis Siembra – Cosecha.....	36
Figura 4. Curva ROC	44
Figura 5. Distribución de la Tasa de Recuperación	47
Figura 6. Aplicación de la probabilidad de incumplimiento (PD)	48
Figura 7. Aplicación de la severidad (LDG)	49

Figura 8. Aplicación de la exposición por incumplimiento (EAD)	49
Figura 9. Cálculo de la Pérdida.....	50
Figura 10. Aplicación de la simulación Montecarlo.....	50
Figura 11. Distribución de la variable de salida de la Pérdida Total.....	51

INDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Índice de morosidad mensual.....	57
Anexo 2. Clasificación de variables	58
Anexo 3. Variables escogidas para el modelo.....	59
Anexo 4. Tasa de recuperación histórica.....	60

INTRODUCCIÓN

El incremento a la exposición de riesgos y la necesidad de encontrar eficiencias internas que efectivicen el modelo de negocio comercial, hace necesario entender la importancia, profundidad y alcance de herramientas que minimicen la exposición a pérdidas ocasionadas por la falta del retorno de efectivo, relacionado directamente a la gestión de la cartera de clientes. Los financieros de hoy, apuestan en el análisis del Valor en Riesgo (VaR) y las ventajas que proporciona su medición. (Vahn, El Karoui, & Lim, 2014) También utilizan modelos basados en calificaciones internas (IBR), que determinan la pérdida máxima que podría registrar en una cartera crediticia con un nivel de confianza de hasta un 99,9%. (Stupariu & Vilariño, 2014)

La consecuencia de la colocación de obligaciones, son directamente dependientes de un comportamiento de pago, aquí es donde se define si existe o no el correcto otorgamiento crediticio y la gestión óptima de recuperación. Para las organizaciones es fundamental entender la composición y estructura de la cartera como un riesgo "inherente", también conocer si evaluar correctamente las acciones mitigantes, podrían garantizar o no la reducción del riesgo expuesto antes que se materialice. Un Credit Scoring evalúa la objetividad del sistema de crédito por ende mide la calidad de la cartera. (Ludovic, Fica, Antonio, Casanova, & Gallegos Mardones, 2018)

Con esta premisa, este trabajo de investigación proyecta un modelo de análisis de riesgos de cartera a través de la medición de la pérdida esperada, el Valor en Riesgo (VaR), el estudio adecuado de tramos de vencimiento, índices aceptados de morosidad, el análisis de siembra-cosecha y la documentación de garantías. Esta herramienta determinará técnicamente el riesgo y la pérdida al cual se expone la entidad, un enfoque holístico que permitirá al administrador conocer las métricas clave que afectan su rendimiento, las probabilidades de incumplimiento, las pérdidas esperadas, los valores a ser provisionados y el requerimiento de capital, que aportan a la gestión del riesgo en su cartera comercial.

Luego de la Introducción, esta tesis está organizada de la siguiente manera: en el Capítulo 1 se realiza el planteamiento del problema, justificación, objetivos y el estado del arte; el Capítulo 2, describe el marco referencial y el diseño metodológico que servirá como la base de la aplicación del modelo desarrollado para la gestión de cartera crediticia; el Capítulo 3, muestra la evaluación del portafolio crediticio de MOTO S.A.; y el Capítulo 4, presenta la propuesta del modelo de análisis de riesgo de cartera, conclusiones y recomendaciones.

CAPÍTULO 1: EL PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.1 ANTECEDENTES

El entorno comercial competitivo de hoy obliga a las compañías a administrar una cartera crediticia que permita el retorno estable de la inversión durante sus períodos económicos, de esta manera responder a las múltiples obligaciones pasivas corrientes y a largo plazo, sin recurrir a la banca o al modelo de venta de cartera en donde se cede el margen de ganancia. El peso del activo en cartera e inventarios juega un papel muy importante en la definición del flujo de operación necesario y es directamente dependiente de su gestión, por ejemplo: las cuentas por cobrar retornan el costo de inversión e inyectan el margen del giro del negocio; mientras que, los stocks de inventario y su rotación evalúa el ritmo empresarial en el retorno del efectivo (corriente o en cuentas por cobrar).

Sin lugar a dudas, el margen producto de sus ventas es imprescindible para el funcionamiento de la cadena financiera, y nos planteamos la pregunta: ¿Cómo afecta una mala gestión de portafolios crediticios a la rentabilidad de las empresas comerciales? Su respuesta es previsible, sin embargo, son varios los factores de fondo que deberán ser analizados, entre ellos está el análisis crediticio previo y la administración correcta de la cartera generada.

Entre los años 2015 y 2018, el canal mayorista de MOTO S.A. presenta un incremento considerable de cartera vencida en todos sus tramos, en especial el mayor a 90 días (calificado de difícil cobro a incobrable), en la siguiente tabla se observan estas cifras.

Tabla 1. Ventas, incobrabilidad e impacto en la rentabilidad

Año	Ventas Anuales M\$	% Crecimiento en Ventas respecto al 2015	Cartera Vencida (Mayor a 90 días) M\$	% de Incobrabilidad respecto a Ventas	ERI	Impacto en la Rentabilidad ¹
2015	6.063	-	178	2,9%	1.316	9,76%
2016	4.657	-23,2%	429	9,2%	-291	9,84%
2017	5.206	-14,1%	427	8,2%	543	8,92%
2018	5.224	-13,8%	465	8,9%	1.542	16,63%

Fuente: MOTO S.A.

¹ El impacto en la incobrabilidad se mide de acuerdo al interés por financiamiento de la cartera pendiente de cobro, los porcentajes en los 3 primeros años están referenciados a la última tasa referencial efectiva productiva empresarial, para el año 2018, se implementa el modelo de venta de cartera y se utiliza la tasa referencial de consumo ordinario. A finales del 2018 la cartera mayor a 90 días asciende a M\$ 465, catalogada como pérdida.

En MOTO S.A., el área financiera es la que se encarga de asegurar la concesión crediticia y la recuperación de cartera, sus políticas y lineamientos son normados, la información de los expedientes es completa y son muy exigentes con las garantías. Sin embargo no es suficiente. Prever las eventualidades de riesgo de acuerdo a las experiencias pasadas pueden marcar tendencias que anticipen comportamientos a futuro, además, se puede definir el apetito al riesgo.

1.2 SÍNTESIS DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN DEL ESTUDIO

La capacidad en la respuesta y cobertura de las obligaciones crediticias, define la permanencia o no de las entidades dentro de un entorno comercial competitivo, en donde la gestión en la colocación, el retorno y la recuperación del flujo es primordial para su estabilidad. Este trabajo expone la necesidad de contar con una herramienta de medición y evaluación del riesgo financiero, que permitirá conocer la pérdida esperada y el Valor en Riesgo (*VaR*) y la gestión óptima de las cuentas por cobrar dentro de la organización.

1.3 OBJETIVO GENERAL

Establecer un modelo de análisis y medición de riesgos de cartera crediticia, así definir una metodología efectiva de prevención de pérdidas.

1.3.1 Objetivos específicos:

1. Determinar el estado actual de las operaciones en cuentas por cobrar y manejo del riesgo de MOTO S.A.
2. Definir un modelo de Credit Scoring para calcular la probabilidad de incumplimiento, un modelo de valoración de la tasa de recuperación para así evaluar pérdidas esperadas e inesperadas.
3. Establecer una metodología de medición del riesgo de cartera.

1.4 HIPÓTESIS Y SUPOSICIONES

H0: El modelo de análisis de riesgos permite medir las pérdidas esperadas e inesperadas.

H1: El modelo de análisis de riesgos no permite medir las pérdidas esperadas e inesperadas.

1.5 LIMITACIÓN

Después de revisar la data disponible, se observa la limitada de información socio demográfica y financiera de los clientes. El modelo de calificación de pérdida sirve para la cartera de los clientes frecuentes y con historial de compra de la compañía, más no es un scoring de calificación de otorgamiento que permita calificar a nuevos clientes.

1.6 EL ESTADO DEL ARTE

1.6.1 El Riesgo y ¿por qué medirlo?

Existen muchos conceptos de riesgo, pero todos convergen en la incertidumbre por la exposición de un evento dado. Cuando concretamente se trata de dinero, el riesgo sería la incertidumbre de incurrir en pérdidas en las operaciones financieras.

El riesgo financiero es la posibilidad de pérdida financiera debido a cambios imprevistos en los factores de riesgo subyacentes (estos factores son los que proporcionan la incertidumbre en los resultados financieros). Los riesgos financieros pueden clasificarse en: riesgo de mercado (riesgo de pérdida debido a cambios inesperados en los precios de mercado o tasas de mercado), riesgo de crédito y cartera (o el riesgo de pérdida debido a la falta de una contraparte de una promesa de pago de acuerdo a las condiciones inicialmente pactadas), riesgo de liquidez, riesgo operacional (riesgo de pérdida debido a los fallos de los sistemas internos o las personas que operan en ellos) y otros (como el riesgo legal, el riesgo de reputación, etc.) (Dowd, 2013)

Medir las eventualidades inciertas es el objetivo número uno, tanto en el sector bancario como en el sector real, debido al crecimiento y la necesidad de financiamiento. Por varias décadas y de acuerdo a la globalización de procesos de crédito, los mercados cada vez son más exigentes en la medición técnica del riesgo. Para ello, una adecuada gestión del riesgo a través de estos modelos o herramientas evitaría en gran medida los problemas en los portafolios de las entidades. Para estudiar el comportamiento crediticio, existen modelos de ponderación y calificación de factores basados en métodos estadísticos y de análisis multivariante, entre los más conocidos tenemos al análisis discriminante y la regresión lineal, como los más utilizados. El sector comercial Ecuatoriano se encuentra en una etapa primitiva en el uso de metodologías que pronostiquen la verdadera capacidad de pago de sus deudores. A pesar de ello, existe un interés en el desarrollo de modelos rigurosos que permitan hacer frente a lo utilizado comúnmente. Pero antes de conocer estas técnicas, a continuación conoceremos riesgo de crédito y su gestión.

1.6.2 El Riesgo de Crédito

A través del tiempo y múltiples autores han tratado de definir el riesgo de crédito, sus resultados son similares y apuntan siempre a una probabilidad de default o incumplimiento de pago.

De acuerdo a la normativa de control de la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) de fine al riesgo de crédito como: La posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas;

Para la presente tesis se conceptualiza y se define el riesgo de crédito como:

“El riesgo de crédito es la probabilidad de que un deudor frente a una obligación contractual vencida, incumpla con el pago”

Usualmente para calcular el riesgo de crédito las compañías utilizan calificadores, estos ayudan a entender el riesgo que pudieran asumir. Por lo general este servicio es brindado por entidades externas especializadas. También existen calificadores propios desarrollados por entidades financieras y comerciales.

Más adelante se ampliará la gestión del riesgo de crédito así como los importantes conceptos que la componen como: la probabilidad de incumplimiento, la exposición, pérdidas en caso de incumplimiento; de esta manera podremos calcular las pérdidas esperadas e inesperadas.

En la actualidad, debido al riesgo de crédito al que se exponen las entidades financieras y comerciales, los entes reguladores exigen provisionar estos incobrables de manera que puedan cubrirse en futuras eventualidades, así también, el mantener un capital suficiente que absorba estas pérdidas inesperadas de acuerdo a su tamaño. El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, (2004) en su marco regulatorio Basilea II, establece normas para la evaluación de los requisitos de capital.

A pesar de que estas definiciones son muy utilizadas en la banca, sus conceptos son aplicables a las empresas privadas.

1.6.3 Análisis del riesgo crediticio tradicional

1.6.3.1 El juicio humano

La decisión antes del otorgamiento crediticio por lo general pasa por un filtro basado en un juicio o criterio de un analista financiero. De acuerdo con los autores Saunders & Allen, (2002), una solicitud crediticia debería evaluarse bajo el modelo de “Las Cinco C del Crédito”:

1. Capacidad

La capacidad de pago refleja la volatilidad de los ingresos del deudor. Aquí busca medir la capacidad de generar un flujo estable permita cubrir sus obligaciones. Las ganancias volátiles provocan períodos en los que se ve limitada la capacidad de cobertura de la deuda.

2. Capital

La contribución de capital que el deudor demuestre y su relación con la deuda (apalancamiento). Estos son vistos como buenos predictores de la probabilidad de quiebra. Un alto apalancamiento sugiere una mayor probabilidad de quiebra.

3. Colateral

Es conocido como la garantía del crédito. En caso de incumplimiento, se activa como respaldo de recuperación del crédito. Mientras mayor sea la prioridad del reclamo, mayor será el valor de mercado de la garantía y menor será el riesgo de exposición del no pago.

4. Condiciones

Son las condiciones del entorno económico ajenas al deudor (tasas de interés, impuestos, inflación, estabilidad política y laboral, etc.) que hacen que su riesgo de no pago se vea incrementado.

5. Carácter

Es una medida reputacional del deudor en cuanto a su historial de pago (referencias comerciales y/o bancarias, demandas, buró de crédito, etc.)

Este tipo de análisis son ventajosos y eficaces al momento de tratar excepciones, ya sea por su expertise y/o apetito al riesgo. Sin embargo, se considera que los métodos de credit scoring son más eficientes por predicciones más objetivas y consistentes, además que analizar y tomar decisiones sobre una gran cantidad de solicitudes de crédito, ahorra tiempo y minimiza los costos. (Gutiérrez Girault, 2007)

1.6.3.2 La calificación del riesgo de crédito

La calificación es un resultado que emite un modelo interno que se especializa en absorber información y comportamiento de una sociedad activa en el aspecto crediticio, de esta manera puede emitir una opinión de riesgo. El análisis se basa entre la interrelación de aspectos cuantitativos como cualitativos que definen el comportamiento financiero del deudor. Entre los aspectos cuantitativos tenemos personas naturales y jurídicas. Para las personas naturales, se calcula en base a sus ingresos netos demostrables versus sus gastos para determinar si la persona cuenta con la holgura suficiente para asumir un nuevo compromiso financiero;

Para las personas jurídicas, se analiza a través de la interpretación de los estados financieros, flujos de efectivo proyectados, movimientos y comportamiento bancario, etc.

Como cualitativos tenemos: Estrategias de crecimiento, el entorno económico, el mercado, actividad, sector, políticas de control, etc.

1.6.3.3 La calificación del riesgo de crédito en el Ecuador

En el país, existe una única fuente de información que funge como central de riesgos, este buró de crédito se llama EQUIFAX², este “motor score” nos muestra: el comportamiento de pago del cliente en el Sistema Financiero Nacional, Sector de Economía Popular y Solidaria y Cartera Comercial, durante los últimos 3 años, además nos indica los niveles de endeudamiento en cada una, información de cuentas corrientes, y deudas reportadas como codeudor y/o garante. Esta herramienta utilizada por la banca y la empresa comercial, establece un score de crédito en base al comportamiento de pago, sin considerar niveles de endeudamiento, ni valores en mora. También se cuenta con buscadores de información socio demográfica y económica como: DATABOOK, SERCOBACO Y ANALIXDATA que brindan información de ubicabilidad, historial y estado laboral, ingresos promedio, estado civil, propiedades, vehículos, correos electrónicos, teléfonos, etc., además de las consultas del estado tributario que se realiza en el SRI, problemas legales en la Función Judicial, lavado de activos en los buscadores de la Unidad de Análisis Financiero y el cumplimiento societario con la Superintendencia de Compañías, Valores y Seguros. La calificación se enfoca en dos aspectos principales:

1. **La Especulación.-** Es la probabilidad que tiene una persona en incurrir en morosidad en el sistema crediticio Ecuatoriano, en relación al Score que se encuentra. Es medido en función del comportamiento de pago.
2. **El Sobreendeudamiento.-** Es la probabilidad que tiene una persona en incurrir en sobreendeudamiento en el sistema crediticio Ecuatoriano. Se mide en función de las deudas adquiridas en todos los sectores (Banca, Comercial, Telefonía, etc.) con respecto a los ingresos reportados al momento de la consulta.

1.6.3.4 Escala de Calificación

La escala de calificación de EQUIFAX define al deudor con información y sin información crediticia:

² <https://www.equifax.com.ec/decida/login.aspx>

Cuadro 1. Calificación con información crediticia.

CALIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
VIP	Score entre 950 y 999 (hábito de pago Excelente). Probabilidad del 1,5% de incurrir en mora.
AAA	Score entre 932 y 949 (hábito de pago Muy Bueno). Probabilidad del 2,8% de incurrir en mora.
AA	Score entre 899 y 931 (hábito de pago Normal). Probabilidad del 4,2% de incurrir en mora.
A	Score entre 781 y 898 (hábito de pago Regular). Probabilidad del 9,1% de incurrir en mora.
Analista	Score entre 472 y 780 (hábito de pago Malo). Probabilidad del 16,2% de incurrir en mora.
Rechazar	Score entre 1 y 471 (hábito de pago Pésimo). Probabilidad del 53% de incurrir en mora.

Fuente: Elaboración propia a partir de la escala calificativa de EQUIFAX.

El resultado cuando se carece y/o no existe información crediticia recibe el nombre de “socio demográfico”. Se lo califica de acuerdo al lugar donde esta domiciliado por la información del Consejo Nacional Electoral: provincia, cantón y parroquia; cuando no existe información tenemos dos resultados en el siguiente cuadro:

Cuadro 2. Calificación sin información crediticia.

CALIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
Analista socio demográfico	Cuando los índices de morosidad de acuerdo a su domicilio son normales.
Rechazar sociodemográfico	Cuando los índices de morosidad de acuerdo a su domicilio son altos.

Fuente: Elaboración propia a partir de la escala calificativa de EQUIFAX.

1.6.3.5 Ventajas y desventajas de la utilización de EQUIFAX

La ventaja de la utilización de EQUIFAX es el nivel de detalle de sus informes, esta proporciona al prestatario una visión amplia sobre los hábitos de endeudamiento de un consumidor.

Como desventajas tenemos que: los prestatarios no pueden medir con seguridad sus posibilidades de aprobación del préstamo mirando solo un informe; al no existir en el país otro motor score, no es posible comparar sus resultados; es necesaria la utilización de otros

buscadores que compensen lo que esta herramienta no puede informar; el sistema de la compañía no absorbe y guarda esta información en una base de datos.

1.6.4 El Credit Scoring

Los modelos Credit Scoring, denominados classifiers o score-cards, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independientemente de lo que ocurra con el resto de la cartera. (Gutiérrez Girault, 2007) También podrían definirse como métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo “bueno” y “malo”. (Hand & Henley, 1997)

La necesidad de estos Scoring surge por la creciente demanda de financiamiento y el riesgo que representa el incumplimiento. Originalmente estas técnicas utilizaban el análisis discriminante, hoy en día los Scoring utilizan sistemas avanzados en matemáticas, econometría, estadística e inteligencia artificial, evaluando el perfil del solicitante de crédito, a través de fuentes internas y/o externas de información. Cabe recalcar que estos modelos no solo se utilizan en la banca, también se aplican para el Crédito Comercial, facilitando la compra de bienes y servicios sin el pago inmediato exigido.

Según la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2011) las calificaciones de riesgo crediticio se deben realizar con modelos de score estadístico, pero sin descuidar el criterio humano en el momento final de otorgar la calificación, por esta razón las calificaciones podrán ser objeto de modificación, con las observaciones pertinentes, las mismas que deberán ser justificadas y registradas en forma adecuada dentro del sistema.

En resumen, los Credit Scoring definen de manera predictiva el comportamiento de pago de un cliente, asignando una calificación o puntaje, rating o score, que nos permita medir el riesgo que el deudor representa al momento de su evaluación. En nuestro caso, estas clasificaciones permitirán pronosticar la *PD* (Probabilidad de Incumplimiento) y con éste las *EL* (Pérdidas esperadas) y las *UL* (Pérdidas Inesperadas), etc. En general, estos métodos nos permiten conocer: a) el comportamiento financiero de acuerdo al producto y a la morosidad; b) la relación entre el riesgo y rentabilidad; c) el coste de la operación. (Rayo, Lara, & Camino, 2010)

1.6.4.1 Las Metodologías Credit Scoring

A continuación se resumen metodologías de evaluación Scoring más utilizadas:

1.6.4.2 El Análisis Discriminante

El análisis discriminante consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí (Fisher, 1936). La principal ventaja de esta técnica está en la diferenciación de las características que definen cada grupo, así como las interacciones que existen entre ellas. Se trata de un modelo apropiado para clasificar buenos y malos pagadores a la hora de reembolsar un crédito.

Altman, (1968) desarrolló la metodología más utilizada para pronosticar la insolvencia aplicando variables explicativas en forma de ratios. La Z-score de Altman se interpretaba a través de las variables: Ingresos Netos/Ventas, Ganancias Retenidas/Activos, EBIT/Activos, Valor de Mercado del Patrimonio Neto/Valor en Libros de la Deuda y Ventas/Activos. Esta metodología se adaptó posteriormente a la predicción de la morosidad de clientes de entidades bancarias.

1.6.4.3 La Probabilidad Lineal

Los modelos de probabilidad lineal utilizan un enfoque de regresión por cuadrados mínimos, donde la variable dependiente (variable dummy) toma el valor de uno (1) si un cliente es fallido, o el valor de cero (0) si el cliente cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas. Orgler, (1970) fue el precursor de esta técnica usando el análisis de regresión en un modelo para préstamos comerciales. Este mismo autor recurrió a dicha técnica para construir un modelo de credit scoring para préstamos al consumo, destacando el alto poder predictivo de las variables sobre el comportamiento del cliente, clasificadas fundamentalmente en cuatro grandes grupos: liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

1.6.4.4 Los Modelos Logit

Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador). La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación o individuo. La principal ventaja del modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o

categorías. Además, este modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno. Wiginton, (1980) fue uno de los primeros autores en publicar un modelo de credit scoring aplicando esta metodología. Este autor realizó un estudio comparado entre el análisis discriminante y el modelo Logit en el que determinó que dicho modelo ofrecía un porcentaje de clasificación mejor que el análisis discriminante.

1.6.4.5 La Programación Lineal

Método encuadrado dentro de los modelos no paramétricos de credit scoring. En general, este tipo de modelos presentan mayor validez cuando se desconoce la forma que pueda mantener la relación funcional entre las variables. Los modelos de programación lineal permiten programar plantillas o sistemas de asignación de rating sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados. Hand, (1981), Showers & Chakrin, (1981) y Kolesar & Showers, (1985) sentaron las bases de aplicabilidad de esta técnica en la actividad bancaria; a partir de ellos, otros autores han desarrollado esta metodología para predecir la omisión de pago de créditos.

1.6.4.6 Los Árboles de Decisión

La principal ventaja de esta metodología es que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales. Aunque conllevan una comprensión interna difícil sobre su funcionamiento, presentan relaciones visuales entre las variables, los grupos de la variable respuesta y el riesgo; por ello, este método es muy usado en el credit scoring. Los algoritmos más comunes para construir los árboles de decisión son el ID3, C4.5 y C5. En cada uno de ellos se persigue la separación óptima en la muestra, de tal modo que los grupos de la variable respuesta ofrecen distintos perfiles de riesgo. (Rayo et al., 2010)

1.6.4.7 Las Redes Neuronales

Es una metodología catalogada dentro de las técnicas no paramétricas de credit scoring. Las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. La red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada consideramos las características o variables de la operación de crédito. El nodo de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago. La finalidad de cada nodo consiste en dar respuesta a una determinada señal de entrada. El proceso de credit scoring mediante el uso de esta técnica resulta complicado, pues el proceso interno de

aprendizaje funciona como una “caja negra”, donde la comprensión de lo que ocurre dentro requiere de conocimientos especializados. (Rayo et al., 2010)

En resumen.- La tendencia general de los modelos credit scoring presentados, muestran que el conjunto de variables independientes nos dan una respuesta de “pago o no pago” del crédito de forma cuantitativa, ya que siempre se están relacionando más con el aspecto económico y financiero del sujeto crediticio; la variable dependiente califica a un cliente como bueno o malo, con una probabilidad de que sea moroso. De acuerdo a lo expuesto y a la data disponible (como se presenta luego), se decide utilizar el modelo Logit es el más apropiado para este estudio.

1.6.4.8 Los modelos de Credit Scoring en la empresa comercial Ecuatoriana.

En el Ecuador, gran parte de las instituciones financieras cuentan con un Score propio de crédito establecido de acuerdo a su realidad de mercado, para lo cual ha sido necesaria información de comportamiento crediticio interno de 7 años, considerando variables cuantitativas como: nivel de ingresos, endeudamiento promedio, gastos, etc., y variables cualitativas como sexo, estado civil, fuente de ingresos, edad, sector, etc. Una vez identificadas las variables más relevantes, se establecen pesos a cada una, las cuales sirven para construir su modelo de scoring crediticio.

En el sector comercial sucede algo similar, en grandes cadenas representativas en el Ecuador como Comandato, Artefacta y Marcimex, etc., manejan un volumen de solicitudes crediticias muy altas, debido al mercado consumista que manejan, para ello es fundamental contar con una herramienta que permita otorgar un crédito “inmediato”, basado en diversas variables. Estas cuentan con herramientas tecnológicas que brindan información y búsqueda de factores como: ingresos, estabilidad laboral y del negocio, juicios, etc. Con ésta información, sus sistemas scoring otorgan una calificación al deudor y el acceso o no al crédito por un valor determinado.

Existe una iniciativa de gobierno desde hace algunos años, con el objetivo de crear una herramienta score que facilite el estudio del riesgo crediticio en el Ecuador, pero hasta la fecha no se tiene resultados. En el ámbito privado existe un celoso desarrollo propio de modelos score, pero al no ser difundidos, se establecen como herramientas únicas para el propósito de cada empresa. Mientras tanto estos dos sectores comparten el score EQUIFAX.

1.6.5 Provisiones de cartera crediticia

De acuerdo a la normativa ecuatoriana de las entidades de control como la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) y la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, (2015) determinan que las provisiones serán deducibles del impuesto a la renta en el ejercicio en el

cual se constituyan siempre que el total de provisiones, incluyendo las facultativas, no exceda el 10% de la cartera bruta. También estas entidades establecen tipos de provisiones:

- a. **Provisiones específicas.**- Según la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) son las que surgen del análisis individual de cada sujeto de crédito como estimaciones de pérdida, o que la Superintendencia dispone sean constituidas sobre un segmento del portafolio, en aplicación de la normatividad vigente.
- b. **Provisiones genéricas.**- Según la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) son las que surgen como estimaciones de pérdida que se constituyen para cubrir riesgos no identificados con relación a las operaciones directas e indirectas, generados en el proceso de administración.
- c. **Provisiones facultativas.**- Se constituyen provisiones adicionales a la incobrabilidad de la cartera siempre u cuando estas no superen el 10% del total de su cartera bruta.

1.7 LAS MEDIDAS DEL RIESGO DE CRÉDITO

En esta sección analizarán los resúmenes estadísticos de la distribución de pérdidas que cuantifican el riesgo de la cartera.

1.7.1 Factores de riesgo y distribución de pérdidas esperadas e inesperadas (*VaR*)

1.7.1.1 La probabilidad de incumplimiento (*PD*).- Es el porcentaje promedio de deudor que incurrirá en incumplimiento durante un período de un año.

1.7.1.2 La pérdida dada por el incumplimiento o severidad (*LGD*).- Representa la proporción de la exposición (*EAD*) que no se recuperará después del incumplimiento.

1.7.1.3 La exposición por incumplimiento (*EAD*).- Proporciona una estimación de la cantidad pendiente si el prestatario no cumple con los requisitos.

1.7.1.4 La pérdida esperada (*EL*).- Es la pérdida promedio en valor de la cartera de crédito durante un período de tiempo determinado o la vida útil del instrumento de crédito. (Magnou, 2018) Dependiendo de la naturaleza de los instrumentos crediticios, dos formas alternativas de estimar la pérdida esperada son ver solo los eventos por defecto y la pérdida en el valor debido a los cambios en la calidad crediticia o la obtención de crédito (MathWorks Inc, 2018). Por lo general, la pérdida esperada de una cartera (por ejemplo: crédito comercial, préstamos hipotecarios, préstamos personales, tarjetas de crédito, etc.) se puede medir como:

$$EL = \sum_{i=1}^N PD_i \times LGD_i \times EAD_i$$

De acuerdo con el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, (2004) la pérdida esperada (EL) conceptualmente se cubre con provisiones.

1.7.1.5 La pérdida inesperada (UL) o Valor en Riesgo (VaR).- A diferencia de la pérdida esperada, la pérdida inesperada no es un agregado de pérdida individual, sino que depende de las correlaciones de pérdida entre todos los préstamos en la cartera (Chatterjee, 2015). Según Gilli & Këllezi, (2006) definen el valor en riesgo como el capital suficiente para cubrir en la mayoría de los casos, las pérdidas de una cartera durante un período de tenencia de un número fijo de días.

La desviación de las pérdidas esperadas (EL) se mide generalmente por la desviación estándar de la variable de pérdida. La desviación estándar de la cartera de pérdidas crediticias se puede descomponer en la contribución de cada una de las facilidades crediticias individuales.

$$UL = \sum_{i=1}^N \sigma_i \rho_i$$

Donde σ_i denota la desviación estándar independiente de las pérdidas crediticias, y ρ_i la correlación entre las pérdidas crediticias en la cartera general.

Supongamos que una variable aleatoria X con función de distribución continua F modela las pérdidas en una determinada cartera financiera en un determinado horizonte temporal. El VaR_a entonces se puede definir como el a -vo cuantil de la distribución F

$$VaR_a = F^{-1}(1 - a)$$

Donde F^{-1} se define como el inverso de la función de distribución F . El VaR_a es la medida de riesgo elegida en el Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, (2004) para la evaluación de los requisitos de capital, y de acuerdo a ello, la pérdida inesperada o VaR conceptualmente se cubre con capital.

En nuestro caso se medirá el VaR al 95% y 99%.

En la **Figura 1** se presenta la relación entre los dos últimos conceptos.

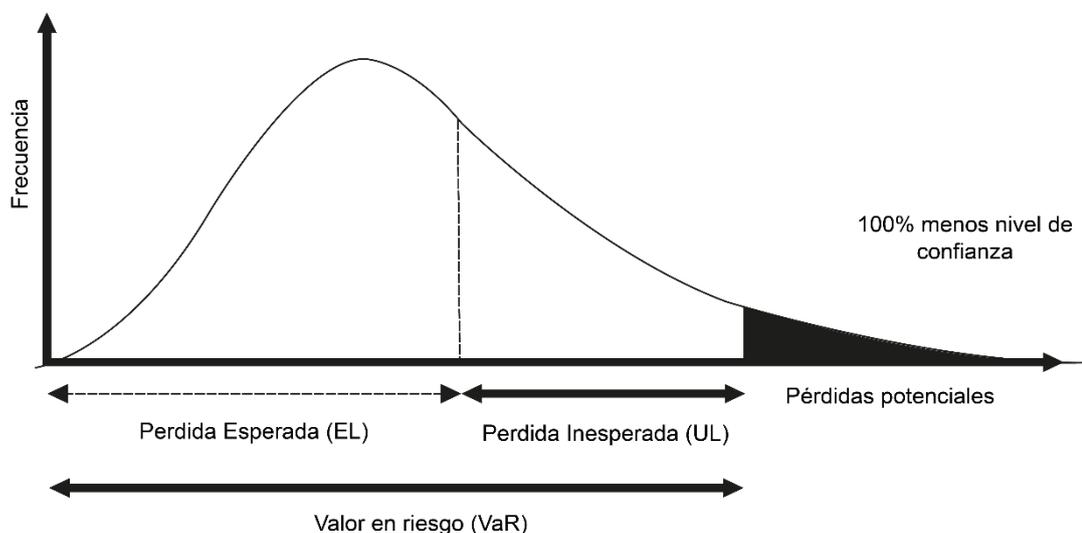


Figura 1. Relación entre la Pérdida Esperada y la Pérdida Inesperada

Fuente: Elaborado en base a la publicación de BIS (2005)

1.8 LA SIMULACIÓN MONTECARLO

La simulación Montecarlo es un método cuantitativo que usa la estadística y la probabilidad a través de modelos matemáticos de muestreo que requieren ser analizados. De acuerdo a los autores Escobar, Linfati, & Jaimes, (2017) la clave de la simulación Montecarlo consiste en crear un modelo analítico del sistema que se quiere analizar, identificando aquellas variables de entrada del modelo. Una vez identificadas dichas variables se realizan experimentos consistentes en: 1) generar muestras aleatorias (valores concretos) para las variables de entrada y 2) analizar el comportamiento del sistema ante los valores generados. El método pretende que con la generación de miles de escenarios se pueda aproximar el impacto de incertidumbres en las variables de salida, es decir ahora las variables de salida no son estimados puntuales sino rangos que son explicados con medidas de estadística descriptiva.

Según Rodríguez Guevara & Trespalacios Carrasquilla, (2015) se puede analizar el riesgo de impago calculado simulando escenarios bajo diferentes distribuciones. El metodología hace uso del *VaR*, para analizar niveles de confianza de pérdidas máximas que ayudan a conocer el impago de cuotas. La simulación Montecarlo contempla variables de entrada del modelo logístico que arrojan las condiciones de riesgo de los clientes, y la variable de salida el saldo que pueda poner en riesgo la cuenta para el pago del mes siguiente.

CAPÍTULO 2: MARCO REFERENCIAL

2.1 MARCO TEÓRICO

El clásico modelo de análisis discriminante lineal de Fisher, (1936) que estudia el método estadístico de reconocimiento de patrones y variables en el que se encuentran combinaciones y rasgos diferenciales que caracterizan o separan dos o más clases de poblaciones.

Altman, (1968) evalúa la calidad del análisis a través de técnicas predictivas de quiebra, mediante razones financieras y económicas empleando una metodología estadística discriminante múltiple. Define el Z-Score más adecuado para préstamos comerciales, como un modelo clasificatorio para prestatarios corporativos (también usado para obtener una predicción de probabilidad predeterminada). Basado en una muestra pareada (por año, tamaño e industria). Además define la importancia del análisis de proporciones tradicionales dentro de un contexto analítico moderno.

Orgler, (1970) fue el precursor en la utilización del análisis de regresión, de acuerdo a dicha técnica construye un modelo credit scoring para préstamos comerciales. Destaca el poder predictivo de las variables sobre el comportamiento de pago del cliente, clasificadas en cuatro grupos: liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

El autor Wiginton, (1980) presenta un interés considerable en el uso de modelos cuantitativos de comportamiento crediticio para la toma de decisiones. Muestra que la mayoría de los modelos scoring se utilizan como coeficientes significativos de algunos modelos estadísticos lineales, a menudo el modelo discriminante lineal. Sin embargo, su propósito es proponer la estimación de probabilidad máxima del modelo alternativo logit y comparar los dos modelos.

El libro de Hand, (1981) demuestra el importante papel de la discriminación y la clasificación y su rápido aumento en los últimos años principalmente como consecuencia del desarrollo de la computación, la metodología y su aplicabilidad óptima aporta de gran manera a la en predicción de tendencias y comportamientos de pagos.

Showers & Chakrin, (1981) son pioneros en sentar las bases de aplicación de técnicas para predecir la omisión de pagos de créditos en diferentes actividades como bancarias y comerciales. Identifican con mayor precisión a los solicitantes de alto riesgo crediticio y la reducción de la deuda incobrable. Estas nuevas reglas de crédito se desarrollaron a través de los estudios de crédito más grandes que se hayan realizado, que incluyen perfiles de

crédito e historial de pagos. Como consecuencia del estudio, desarrollan una nueva metodología para construir reglas de crédito, simples pero efectivas que podrían ser de uso general en un amplio espectro de aplicaciones, incluido el crédito para otras industrias, así como la "clasificación" o problemas de "proyección". A partir de ellos, otros autores han desarrollado esta metodología a través de la programación lineal.

Kolesar & Showers, (1985) examinan desde un punto de vista teórico de decisión, el enfoque clásico del análisis discriminante lineal versus otros modelos alternativos, relaciones y formulaciones. Proponen varios métodos de solución basados en programación matemática cuando los datos son binarios con un algoritmo eficiente cuando la función de selección tenga pesos binarios. Los resultados actuales tanto de la programación matemática como de los métodos de análisis discriminante lineal están presentes en esta comparación. Las reglas de programación matemática resultantes son afectivas, robustas y flexibles de administrar.

Hand & Henley, (1997) describen el puntaje de crédito como un término utilizado para describir los métodos estadísticos utilizados para la clasificación de los solicitantes del crédito en 'buenos' y 'malos' en relación al riesgo. Una amplia gama de modelos estadísticos se han aplicado, aunque la literatura disponible al público está limitado por razones de confidencialidad comercial. Refieren el "crédito" a una cantidad de dinero que se presta a un consumidor por una institución financiera o comercial y este debe ser reembolsado con intereses, en cuotas (por lo general en intervalos regulares). Se centran principalmente en métodos credit scoring para la clasificación de un solicitante de crédito en clases según su probable comportamiento de pago, además consideran brevemente otros problemas asociados en la industria del crédito.

Andersson et al., (2001) su trabajo se examina un nuevo enfoque para la optimización del riesgo de crédito. El modelo se basa en la medida de riesgo del valor en riesgo condicional (CVaR), la pérdida esperada que supere el valor en riesgo. CVaR también se conoce como la media excesiva, déficit medio o VaR de cola. Este modelo puede ajustar simultáneamente todas las posiciones en una cartera de instrumentos financieros para minimizar el CVaR sujeto a restricciones comerciales y de retorno. La distribución del riesgo de crédito se genera mediante simulaciones de Montecarlo y el problema de optimización se resuelve de manera efectiva mediante la programación lineal. El algoritmo es muy eficiente; Puede manejar cientos de instrumentos y miles de escenarios en un tiempo de computadora razonable. El enfoque se demuestra con una cartera de bonos de mercados emergentes.

Artzner, Delbaen, Eber, & Heath, (2001) estudian tanto los riesgos de mercado como los riesgos que no son de mercado y discuten métodos de medición de estos riesgos. Presentan y justifican un conjunto de cuatro propiedades de medidas de riesgo, y consideran que las medidas que satisfacen estas propiedades son "coherentes". Examinamos las medidas de riesgo proporcionadas y las acciones relacionadas requeridas por SPAN (Análisis de cartera estándar de riesgo). Demuestran la universalidad de los métodos basados en escenarios para proporcionar medidas coherentes. También sugieren un método para reparar el fallo de la subaditividad de los métodos basados en cuantiles.

Los autores del libro *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*, Saunders & Allen, (2002) simplifican los detalles técnicos y analíticos que rodean a los modelos credit scoring. Se enfocan en la economía subyacente y su nivel de intuición económica para evaluar objetivamente nuevas técnicas. Examinan cómo estos nuevos modelos enfocan la evaluación del riesgo crediticio de los prestatarios individuales y de la cartera, así como el desarrollo de contratos de derivados para administrar la exposición al riesgo crediticio. Entre los modelos alternativos incluyen: Modelos basados en intensidad, modelos *VaR*, propuestas del BPI para el Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea 2002, préstamos como opciones, etc.

Allen, DeLong, & Saunders, (2004) exponen los modelos más representativos de credit scoring en base a los autores precursores de cada técnica. Realizan evaluaciones de modelos estructurales con enfoques mucho más analíticos para la medición del riesgo de crédito. Estos modelos permiten a los prestamistas y reguladores desarrollar técnicas que agregan valor en el manejo de portafolios y medir la exposición al riesgo de crédito en canales minoristas.

Los autores Gilli & Këllezi, (2006) presentan la evaluación de la probabilidad de eventos raros y extremos como un tema importante en la gestión del riesgo de las carteras financieras. La teoría del valor en riesgo (*VaR*) y el valor extremo proporcionan los fundamentos sólidos necesarios para el modelado estadístico de tales eventos y el cálculo de medidas de riesgo. Su trabajo se centra en el uso de la teoría del valor extremo para calcular las medidas de riesgo de cola y los intervalos de dependencia relacionados, aplicándolo a varios índices importantes del mercado de valores.

Gutiérrez Girault, (2007) muestra los modelos credit scoring más usados para las entidades bancarias como: análisis discriminante, regresión lineal, regresión logística, modelos Probit, modelos Logit, métodos no paramétricos de suavizado, métodos de programación matemática, modelos basados en cadenas de Markov, algoritmos de particionamiento recursivo (árboles de decisión), sistemas expertos, algoritmos genéticos, redes neuronales y,

finalmente, el juicio humano, dándole a su explicación una tendencia favorable a los modelos de respuesta bivariada (modelos Probit).

Rayo et al., (2010) el objetivo de su investigación es diseñar un modelo de credit scoring para una institución sometida a supervisión y especializada en microcréditos, como es la Entidad de Desarrollo de la Pequeña y Micro Empresa (Edpyme) del sistema financiero peruano. El resultado de la investigación muestra la metodología y fases necesarias para diseñar el modelo, así como el proceso de valoración y validación para que pueda ser aplicado en el área de negocio, especialmente para establecer la política de tasas de interés con clientes. Por último, muestran cómo puede utilizarse el modelo para desarrollar una gestión del riesgo de crédito en el marco de los métodos IRB de Basilea II.

El libro de Dowd, (2013) proporciona una visión general en la medición del riesgo de mercado, que Incluye: el estudio del VaR de manera integral, las medidas de riesgo coherente, opciones de administración de riesgos, así como información sustancial sobre riesgos paramétricos, mediciones no paramétricas y riesgos de liquidez.

Vahn et al., (2014) introducen la Regularización Basada en el Rendimiento (PBR), como un nuevo enfoque para abordar el riesgo de cartera basado en la condicional C-VaR. Este interés se basa en dos principales ventajas de C-VaR sobre Valor en Riesgo (*VaR*), la medida de riesgo de elección en el sector financiero en los últimos veinte años.

En 2004 Basilea II introdujo el modelo basado en calificaciones internas (IRB) para el cómputo del capital mínimo regulatorio por riesgo de crédito. Para los defensores de esta metodología, ello supuso una gran innovación con respecto al Acuerdo de 1988, pero a pesar de su extendida implementación, el modelo regulatorio se enfrenta una serie de problemas insuperables que hacen que la estimación y contraste de sus principales parámetros no sea posible en los términos planteados por la misma regulación. En el trabajo de (Stupariu & Vilariño, 2014) se analiza la fuente de las debilidades en la estimación y la dificultad de validación de las probabilidades de incumplimiento y las pérdidas en caso de incumplimiento.

Los autores Rodríguez Guevara & Trespalacios Carrasquilla, (2015) indican que el establecer los parámetros de riesgo de impago de los clientes ayuda a mitigar las pérdidas monetarias a través de modelos logísticos y simulaciones Montecarlo, aportan una herramienta dinámica que puede estructurar nuevas políticas de productos financieros y mejoramiento de análisis de pérdida.

Chatterjee, (2015) enseña la evolución y desarrollo de técnicas sofisticadas para cuantificar y administrar el riesgo de crédito en diferentes líneas de productos de la banca. Además, muestra cómo se origina la necesidad de cuantificar la cantidad de capital económico necesario para respaldar la exposición de una entidad, a través del análisis de riesgo de un portafolio de préstamos basado en la fórmula de ponderación de riesgo de Basilea II. También explica que la función del modelo de riesgo de crédito toma como entrada las condiciones de la economía en general y de la empresa específica, generando como resultado un margen de crédito. De acuerdo a ello, existen dos clases principales de modelos de riesgo de crédito: modelos estructurales y de forma reducida. Los modelos estructurales se utilizan para calcular la probabilidad de incumplimiento para una empresa en función del valor de sus activos y pasivos. Una empresa incumple si el valor de mercado de sus activos es menor que la deuda que tiene que pagar. Los modelos de forma reducida suponen una causa exógena aleatoria de incumplimiento.

Los autores (Escobar et al., 2017), proponen una metodología basada en Simulación Montecarlo a través de experimentos computacionales usando instancias reales obtenidas de una compañía comercializadora, mostrando la eficiencia y la efectividad de la método propuesto.

Ludovic et al., (2018) proponen un modelo de evaluación crediticia de una empresa, a través de sus clientes actuales y potenciales de forma ajustada y ponderada a su realidad, que permita disminuir el riesgo de crédito o incobrables. Además, considera una descripción de las metodologías de evaluación de crédito, específicamente los modelos de credit scoring. A través de entrevistas a expertos, se definieron variables cuantitativas y cualitativas críticas a considerar en un proceso de gestión de créditos.

Magnou, (2018) presenta una metodología que permite de una manera sencilla calcular el capital regulatorio por riesgo de crédito. Su modelo permite calcular diferentes medidas de riesgo, por ejemplo: la pérdida esperada (EL), el valor en riesgo (VaR) y el déficit esperado (ES). Para el estudio, propone tres carteras diferentes: la primera, una cartera homogénea que tiene la misma ponderación entre todos los préstamos, la siguiente, considera una cartera con pesos desiguales y, finalmente, una cartera mixta con diferentes pesos y diferentes probabilidades de incumplimiento, utiliza la simulación de Montecarlo con 100.000 escenarios servido como punto de referencia. Además de varios modelos de estimación.

MathWorks Inc, (2018) a través de su eBook muestra que modelar el riesgo es una práctica común para identificar, evaluar, controlar y monitorizar el riesgo, esta guía incentiva a las

personas que trabajan en gestión de riesgos, la utilización de modelos matemáticos y los métodos estadísticos (por ejemplo, regresión lineal, simulación de Montecarlo, etc.) para cuantificar el impacto del riesgo, optimizar la asignación de capital, acelerar el cumplimiento regulatorio y habilitar más ofertas de servicios basadas en el riesgo.

En resumen.- Todos los autores y precursores de la técnica citados, realizan un aporte esencial a esta investigación, sus ideas han sido decisivas para definir y dar consistencia al método científico que se propone utilizar en este trabajo. De acuerdo a sus estudios, las bases más importantes que serán utilizadas son: las medidas de riesgo de crédito y sus diferentes enfoques, las metodologías credit scoring de regresión logística y la simulación Montecarlo.

2.2 MARCO LEGAL Y NORMATIVO

La normativa de control y administración de riesgos de Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) incentiva al establecimiento de esquemas eficientes de administración y control del riesgo de crédito al que se expone en el desarrollo del negocio, definir perfiles de riesgo según las características de los mercados en los que se opera y de los productos que ofrece; por lo tanto, al no existir un modelo único de administración del riesgo de crédito, cada entidad debe desarrollar su propio esquema, contar con un proceso formalmente establecido de administración del riesgo de crédito que asegure la calidad de sus portafolios y además permita identificar, medir, controlar / mitigar y monitorear las exposiciones de riesgo de contraparte y las pérdidas esperadas, a fin de mantener una adecuada cobertura.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea, (2004) a través de su acuerdo y marco denominado Basilea II, ofrece una amplia gama de posibilidades para determinar los requerimientos de capital para los riesgos de crédito y operacional, de modo que las entidades puedan escoger los métodos más adecuados para sus actividades y para la infraestructura de sus mercados.

El aporte en la calificación que realiza la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2011), sobre los activos en riesgo específicamente en operaciones crediticias comerciales de sujetos naturales y jurídicos. Para ello se contempla: las políticas internas, manuales operativos y de crédito, el manejo de estructuras de portafolio de cartera, contingentes y la constitución de provisiones. La calificación de las obligaciones de cada deudor será de acuerdo al tipo de crédito y al riesgo que corresponda. La cuantificación de dicho riesgo representa el valor esperado de las pérdidas con relación a cada deudor y reflejará el nivel adecuado de provisiones.

La normativa de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, (2015) establece los parámetros que deben considerarse para la constitución de provisiones, que de acuerdo a la ley, podrán ser deducibles hasta el 10% del Impuesto a la Renta por parte de las entidades.

En resumen.- De acuerdo estas citaciones, se resaltan los marcos legales y normativos dirigidos al sector de control bancario y cooperativista, aunque no exista normativa para el sector privado (comercial), su aporte es muy importante en bases conceptuales y procedimientos como: la administración de riesgos crediticios, el manejo de provisiones y la calificación de cartera. A futuro sería muy importante que exista su aplicabilidad para el sector no regulado.

2.3 GLOSARIO

Crédito revolvente	Es aquel que siempre está vigente y disponible, siempre y cuando el deudor cumpla con los términos de pago convenidos.
Sistemas de selección y medición ³	Son las herramientas que apoyan la toma de decisiones crediticias, constituidos por un conjunto de reglas de decisión, a través de las cuales se establece una puntuación crediticia, utilizando información histórica y concreta de variables seleccionadas. Además, son procesos de revisión permanente de los portafolios de crédito o inversiones para pre-identificar modificaciones en determinadas variables que pueden derivar en mayores probabilidades de incumplimiento o debilitamiento de la calidad crediticia.
Default	Es un término utilizado en finanzas para referirse al incumplimiento de una deuda.
Incumplimiento de pago ⁴	Es no efectuar el pago pactado dentro del período predeterminado; o, efectuarlo con posterioridad a la fecha en que estaba programado, o, en distintas condiciones a las pactadas en el contrato.
Nivel de exposición de riesgo ⁵	Es el valor presente (al momento de producirse el incumplimiento) de los flujos que se espera recibir de las operaciones crediticias.
Pérdida en caso de incumplimiento	Es una estimación de la parte que realmente se pierde en caso de incumplimiento tras agotarse toda posibilidad de cobro a través de la ejecución de garantías, demandas, etc.
Pérdida esperada ⁶	Es el valor esperado de pérdida por riesgo crediticio en un horizonte de tiempo determinado, resultante de la probabilidad de incumplimiento, el nivel de

^{3, 4, 5, 6} Conceptos extraídos de la Codificación de Normas de la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) - LIBRO I.- NORMAS DE CONTROL PARA LAS ENTIDADES DE LOS SECTORES FINANCIEROS PÚBLICO Y PRIVADO.

	exposición en el momento del incumplimiento y la severidad de la pérdida.
Probabilidad de incumplimiento ⁷	Es la posibilidad de que ocurra el incumplimiento parcial o total de una obligación de pago o el rompimiento de un acuerdo del contrato de crédito, en un período determinado.
Provisiones específicas ⁸	Son las que surgen del análisis individual de cada sujeto de crédito como estimaciones de pérdida de acuerdo a un segmento del portafolio en aplicación de la normativa vigente.
Provisiones genéricas ⁹	Son las que surgen como estimaciones de pérdida que se constituyen para cubrir riesgos no identificados con relación a las operaciones directas e indirectas, generados en el proceso de administración del riesgo de crédito.
Rating o score	Es un término utilizado en finanzas para denominar las calificaciones o puntajes que otorga una entidad especializada.
Riesgo de crédito	Es la probabilidad de que un deudor frente a una obligación contractual vencida, incumpla con el pago.
Segmentaciones ¹⁰	Son las opciones de clasificación utilizadas para definir, identificar y analizar adecuadamente los grupos de sus clientes en relación con la gestión del riesgo de crédito.
Severidad de la pérdida ¹¹	Es la medida de la pérdida que sufriría la institución controlada después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago. La severidad de la pérdida es igual a (1 - Tasa de recuperación).

7, 8, 9, 10, 11 Conceptos extraídos de la Codificación de Normas de la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) - LIBRO I.- NORMAS DE CONTROL PARA LAS ENTIDADES DE LOS SECTORES FINANCIEROS PÚBLICO Y PRIVADO.

Tasa de recuperación¹²

Es el porcentaje de la recaudación realizada sobre las operaciones de crédito que han sido incumplidas.

2.4 DISEÑO METODOLÓGICO

La presente investigación compilará de manera metódica, cuantitativa y descriptiva la información proporcionada por MOTO S.A., de esta manera se podrá formular y analizar los diferentes escenarios y comportamientos de pago que servirán como la base principal para para el estudio del Valor en Riesgo (*VaR*). La data que brinda esta entidad, permitirá el planteamiento de hipótesis sobre los resultados obtenidos, en donde se determinará la viabilidad del estudio.

2.4.1 Delimitación

A continuación las variables que delimitan el trabajo:

- **Espacial:** Compañía dedicada a la comercialización de motocicletas en el Ecuador
- **Demográfica:** Clientes Mayoristas.
- **Temporal:** Comportamiento histórico de 4 años.
- **Temática:** Riesgos Financieros.

2.4.2 Variables e indicadores

Cuadro 3. Variables e Indicadores

VARIABLE	DESCRIPCIÓN	MEDICIÓN	INDICADOR
Probabilidad de incumplimiento (<i>PD</i>)	Probabilidad de impago del crédito	Cuantitativa	Probabilístico
Exposición por incumplimiento (<i>EAD</i>)	Exposición futura al incumplimiento de pago	Cuantitativa	Monetario
Pérdida dado el incumplimiento (<i>Severidad-LGD</i>)	Valor no recuperable después del incumplimiento	Cuantitativa	Monetario
Tasa de recuperación	Medida de recuperación de la deuda dado el incumplimiento	Cuantitativa	Porcentual
Pérdida esperada (<i>EL</i>) <i>VaR</i>	Valor esperado de pérdida por riesgo crediticio	Cuantitativa	Monetario

Fuente: Elaboración propia a partir del diseño metodológico.

¹² Concepto extraído de la Codificación de Normas de la Superintendencia de Bancos y Seguros, (2003) - LIBRO I.- NORMAS DE CONTROL PARA LAS ENTIDADES DE LOS SECTORES FINANCIEROS PÚBLICO Y PRIVADO.

2.4.3 Datos

Se seleccionará la población de datos crediticios por los períodos comprendidos entre el 2015 al 2018 de la empresa MOTO S.A. Para el muestreo de exposición, especificación y ejemplificación, se utilizará el muestreo probabilístico, de manera que todos los datos de la población tengan las mismas oportunidades de ser seleccionados. La data será extraída vía ODBC y analizada por el software IDEA® de manera que se garantice su integridad. El software XLSTAT¹³ será la herramienta utilizada para la modelación de datos. Mientras que el software @RISK¹⁴ no ayudará a definir y simulación de escenarios, probabilidades y tendencias.

¹³ <https://www.xlstat.com/es/>

¹⁴ <https://www.palisade-lta.com/risk/>

CAPÍTULO 3: EVALUACIÓN DEL PORTAFOLIO CREDITICIO DE MOTO S.A.

3.1 GENERALIDADES

El objeto social de MOTO S.A., es la venta y distribución de motocicletas, productos de fuerza, accesorios y repuestos, su oficina matriz se encuentra en la ciudad de Cuenca y sus sucursales están distribuidas en la provincias de: Azuay, Cañar, Guayas, Loja, Los Ríos, Manabí, Orellana, Pastaza, Pichincha, Santa Elena, Santo Domingo de los Tsachillas, Sucumbíos, y Tungurahua, al 31 de diciembre de 2018 registra un capital suscrito y pagado de US\$ 2.000.

3.1.1 Misión

Soñamos con facilitar una movilidad segura a través de la mejor red comercial, con una oferta de productos y servicios innovadores y de calidad.

3.1.2 Visión

Al 2020 seremos líderes del mercado de motos y productos de fuerza en Ecuador por nuestros niveles de eficiencia e innovación, impulsados por un equipo de colaboradores profesional y altamente motivado.

3.1.3 Canales de distribución

MOTO S.A., al 2018 cuenta con 3 canales de distribución y cuenta con una amplia cobertura a nivel país.

Cuadro 4. Canales de distribución

CANAL	COBERTURA
Retail	38 Locales a nivel nacional
Mayorista	313 Clientes activos a nivel nacional
Corporativo Público y Privado	304 Clientes activos a nivel nacional

Fuente: Elaboración propia en base a la segmentación de las ventas por los años 2015, 2016, 2017 y 2018 de MOTO S.A.

3.2 EL CANAL MAYORISTA

El canal mayorista define su distribución a través del crédito ofertado hacia el cliente intermediario (mayorista), que compra el producto para comercializarlo a un cliente final. Este canal de distribución fue creado para brindar cobertura a zonas del país en donde no se

cuenta con locales propios, además, es el segundo canal en importancia a nivel de ventas país. Cuenta con 11 vendedores que dan cobertura a 24 provincias, 221 cantones y 313 clientes activos. Este modelo de negocio cuenta con políticas y lineamientos internos que definen la concesión crediticia.

3.2.1 Lineamiento interno y políticas de concesión de crédito mayorista de MOTO S.A.

3.2.1.1 Políticas

- a. Plazo.- El plazo máximo a conceder está definido por el tipo de producto.

Cuadro 5. Plazo

PRODUCTO	PLAZO MÁXIMO EN MESES
Motocicletas (2w)	6 + 1
Productos de fuerza (PP)	4
Repuestos	1
Accesorios	2

Fuente: MOTO S.A.

- b. Tasa.- En créditos superiores al plazo máximo definido por cada línea de producto se aplicará la tasa máxima permitida para el segmento Comercial Ordinario.
- c. Cupo.- El cupo otorgado será un cupo revolvente, el monto de este dependerá del análisis y calificación de cada crédito.
- d. Garantías.- Como herramienta para garantizar el pago de los clientes se solicitarán los siguientes respaldos:
- a. Garantías Forzosas.
 - i. Cheques Posfechados.- Como instrumento de cobro y garantía de pago, todos los clientes mayoristas deben entregar cheques posfechados por cada factura emitida.
 - ii. Pagaré.- Todo cliente mayorista debe firmar un pagaré a la orden de MOTO S.A., por valor equivalente al 120% del cupo otorgado.
 - b. Garantías Opcionales.
 - i. Hipoteca o Prenda Comercial.- Si por el monto de compras el departamento de crédito considera un riesgo mayor, este puede solicitar la constitución de una prenda o hipoteca en favor de MOTO S.A.

3.2.1.2 Requisitos

Son los requerimientos indispensables que deben cumplirse para proceder con la calificación de un crédito.

- a. Captación de información del cliente, Solicitud de crédito.- Debe completarse el formulario de solicitud de crédito y al momento de hacerlo es necesario se entienda la importancia de captar correcta y claramente esta información, el responsable de captar la información es el Vendedor y debe contener la firma de cliente.
- b. Documentos de respaldo.- Los documentos de respaldo se requieren como instrumento para confirmar toda la información que el cliente registro en la solicitud de crédito, tendremos documentos forzosos y otros opcionales.

a. Documentos Forzosos:

Cuadro 6. Documentos Forzosos

DOCUMENTO	INFORMACION A CONFIRMAR
Copia de cédula	Identificación
Copia de certificado de votación	Identificación
Copia del RUC	Identificación
Constitución de la compañía	Identificación
Nombramiento del representante legal	Identificación
Copia de planilla de servicio básico (2 M)	Ubicabilidad

Fuente: MOTO S.A.

b. Documentos opcionales:

Cuadro 7. Documentos opcionales

DOCUMENTO	INFORMACION A CONFIRMAR
Declaración del impuesto a la renta del último año	Ingresos, Capacidad de pago, Independiente.
3 últimas declaraciones del IVA	Ingresos, Capacidad de pago, Independiente.
Certificado comercial de Proveedor	Historial crediticio, Comportamiento de pago
Certificado bancario (del último mes)	Ingresos, Capacidad de pago, Independiente.
Licitud de fondos	Formulario conozca a su cliente – UAFE

Fuente: MOTO S.A.

- c. Verificaciones.- Las verificaciones de la información del cliente son obligatorias, se verifica tanto información como documentación, las verificaciones a realizar son las siguientes:
- i. Confirmación telefónica.- El responsable es el coordinador de ventas de Mayoreo. Y se confirmará:
1. Datos personales del cliente
 2. Referencias comerciales

3. Referencias bancarias
- ii. Verificación terrena.- El responsable es el asesor de mayoreo. En la visita de que realiza se confirma lo siguiente:
 1. Ubicación exacta, croquis.
 2. Tomar fotografía del local comercial.
- iii. Verificación Documental.- El responsable es el coordinador de ventas Mayoreo y control de la matriz de MOTO S.A. Se verificarán todos los documentos de respaldo presentados por el cliente a través del asesor de mayoreo, confirmando su validez y originalidad.
- iv. Filtros adicionales.- Los filtros a continuación permiten confirmar la información proporcionada por el cliente directamente de la fuente, estos filtros son:
 1. La página web de las páginas blancas y/o guía telefónica, que permiten verificar la concordancia de las referencias telefónicas.
 2. La página web del SRI, esta consulta permite verificar el RUC de personas naturales como jurídicas, vigencia, pagos, presentaciones de declaraciones de impuestos y otra información tributaria.
 3. La página web del CNE, esta consulta permite verificar los nombres del cliente y su cédula.
 4. La consulta en el Registro Civil, permite corroborar la identidad del solicitante crediticio, mediante la verificación de los datos de su Cédula de Identidad (número de documento, nombre, lugar de residencia, etc.).
 5. La consulta de la Función Judicial Provincial, permite ver si el cliente tiene demandas en su contra.
- d. Documentos de instrumento.- Los documentos que instrumentan un crédito son los siguientes:

Cuadro 8. Documentos de instrumento

DOCUMENTOS DE INSTRUMENTO
Solicitud de crédito cliente
Copia de RUC
Copia de cedula representante legal/cliente.
Copia de nombramiento del representante legal (si aplica)
Copia de declaraciones al SRI (últimos 3 meses)
Informe de crédito

Pagaré

Hoja de negocios

Formulario de recepción de cheques de terceros

Fuente: MOTO S.A.

3.2.1.3 Calificación

La calificación de un crédito está orientada a minimizar el riesgo de no pago del cliente.

- a. Calificación previa.- La calificación previa o pre calificación es realizada por el coordinador de ventas mayoreo, a través de la consulta en el motor de decisión tanto para cliente como representante legal, si se tiene los resultados “APROBADO” y/o “ANALISTA” pasa a la calificación.
- b. Calificación.- El departamento de crédito es el responsable de recibir a través del coordinador de crédito todas las solicitudes del coordinador de ventas mayoreo y verificar que se cumpla con lo siguiente:
 - a. Calificación previa.- “APROBADA” y/o “ANALISTA”.
 - b. Solicitud de crédito.- Formulario completo con toda la información.
 - c. Confirmación Telefónica.- Completa la ficha de confirmación de datos, con información de referencias comerciales y personales.
 - d. Verificación Terrena.- La ficha de verificación domiciliar debe estar adjunta con la recomendación.
 - e. Documentos de respaldo.- Se constata la información captada con la confirmada y los documentos.
 - f. Informe de crédito: El informe debe contener el resumen de la información captada, verificada y contrastada, tanto del cliente como del codeudor, esto más la información de la compra.
 - g. Calificación Final: El informe de crédito se confirmará la calificación del crédito en base a todo lo anterior y sus posibles respuestas son:
 - i. APROBADO.- Se procede a la fijación del cupo de crédito y aprobación del pedido.
 - ii. NEGADO: Se notifica al cliente la imposibilidad del crédito y se oferta de contado.
 - iii. PENDIENTE: En este estado queda una solicitud sobre la que se requiere información o documentos adicionales o un cambio en las condiciones.

3.2.1.4 Aprobación

Considerando que se ha fijado un cupo revolvente y que pueden existir varios pedidos en diferentes períodos, el coordinador de crédito debe considerar lo siguiente al momento de revisar un pedido:

- a. Disponibilidad de cupo.- Se debe revisar que el cliente tenga cupo disponible, no puede superar el monto de crédito otorgado.
- b. Cartera vencida.- Se revisa que el cliente esté al día con sus pagos, considerando como máximo los 10 días de gracia que se le otorga al cliente desde la fecha de vencimiento.
- c. Garantías.- Se revisa que el cliente haya documentado todas las facturas emitidas anteriormente, considerando para esto los 15 días de tolerancia que se tiene desde la fecha de emisión de la factura hasta la documentación de la misma.

3.2.1.5 Instrumentación

El Coordinador de Crédito será el responsable de estructurar la carpeta de crédito del cliente y enviarla al custodio siguiendo el instructivo interno para manejo de documentos legales.

3.3 INFORMACIÓN FINANCIERA Y BASE DE DATOS

La información que se presenta en este capítulo es extraída directamente de los estados financieros de MOTO S.A., la data base fue extraída a través de ODBC al software IDEA®, por los años 2015, 2016, 2017 y 2018; la fuente fue proporcionada por los departamentos de contabilidad y tecnologías de la información. Toda la información fue segmentada para el canal mayorista.

3.3.1 Evolución del canal mayorista

A través del siguiente gráfico podremos conocer la evolución de las ventas y la cartera crediticia de MOTO S.A., por los años 2015, 2016, 2017 y 2018.

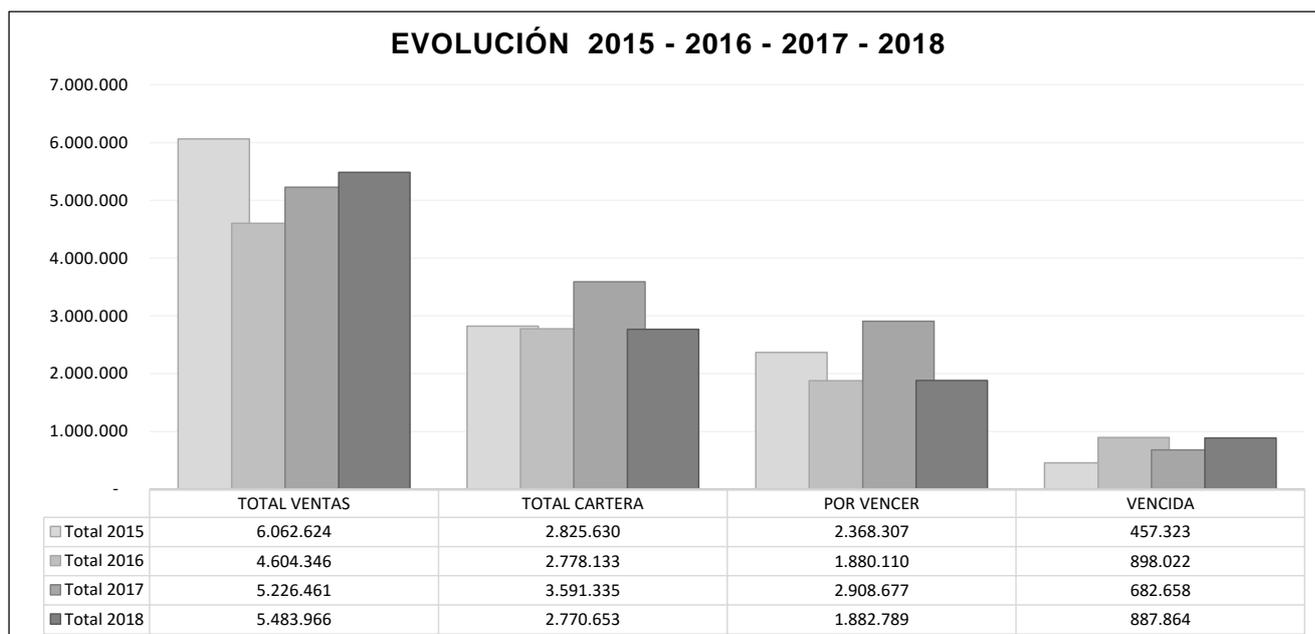


Figura 2. Evolución del canal mayorista

Fuente: Elaboración propia a partir de las ventas y cartera crediticia de MOTO S.A.

El canal mayorista en el 2016 presenta una caída importante en ventas, debido a políticas macroeconómicas, en el Ecuador se implementó el impuesto por salvaguardas a las importaciones, debido a la crisis sufrida en el Ecuador en ese año, por ende disminuyeron las ventas, así como la cartera por vencer, dando paso al crecimiento de la cartera vencida en un 100% en comparación al año 2015.

En el año 2017, existe una mejora en la economía a nivel país, por el retiro de las salvaguardas, notándose un cambio positivo en el comportamiento de la cartera vencida que disminuye en comparación al año 2016, sin embargo quedan los rezagos de la mala colocación y falta de recuperación de los años anteriores.

En el 2018 las ventas aumentan, la colocación en cartera de crédito disminuye al igual que la cartera por vencer, mostrando un crecimiento de la cartera vencida.

En términos generales desde el año 2015 al 2018 existe una mayor antigüedad de la cartera vencida.

3.3.2 Tramos de cartera

En la siguiente tabla presenta la evolución anual detallada de los tramos de cartera del canal mayorista. Aquí se podrá observar claramente el efecto en cascada, debido a la falta de recuperación de la cartera vencida entre años.

Tabla 2. Evolución anual de cartera en tramos

TRAMOS	2015	2016	2017	2018
Total Cartera	2.825.630,15	2.778.132,71	3.591.334,70	2.770.653,08
Cartera por Vencer	2.368.306,85	1.880.110,47	2.908.677,14	1.882.788,88
Cartera Vencida	457.323,30	898.022,24	682.657,56	887.864,20
<i>Hasta 30 Días</i>	161.408,34	292.585,17	204.068,55	328.553,40
<i>Hasta 60 Días</i>	75.844,54	110.315,33	34.143,26	66.062,67
<i>Hasta 90 Días</i>	42.453,22	65.799,86	17.403,07	28.274,33
<i>Hasta 120 Días</i>	22.667,78	48.776,15	6.321,11	14.695,91
<i>Hasta 180 Días</i>	16.363,99	81.151,45	25.007,17	42.540,32
<i>Hasta 360 Días</i>	21.184,94	182.013,34	91.374,31	50.922,61
<i>Hasta 2 Años</i>	41.227,49	36.679,37	225.265,37	100.725,17
<i>Hasta 3 Años</i>	45.771,86	36.423,27	19.217,22	191.676,45
<i>Hasta 4 Años</i>	4.900,68	29.933,90	28.918,30	14.040,49
<i>Mas de 4 Años</i>	25.500,46	14.344,40	30.939,20	50.372,85

Fuente: Elaboración propia en base al cierre de la cartera de cada año de MOTO S.A.

3.3.3 Cartera en riesgo

La cartera en riesgo (de difícil cobro) al 2018, presenta un vencimiento mayor a 90 días por 464.974 USD. Al 31 de diciembre del mismo año, la provisión por cuentas incobrables se establece por 232,066.04 USD, es decir por aproximadamente el 50% de la cartera en riesgo.

Para poder medir una aproximación más real de la cartera en riesgo, a continuación se analizará la cartera en cascada y se conocerá las garantías de cobro.

3.3.4 El Riesgo en cascada

Para poder describir lo que significa este concepto, es necesario entender que la cartera está compuesta por diferentes tramos de vencimiento, MOTO S.A., al 2018 en su canal mayorista mantiene una cartera mayor a 90 días por 464.974 USD, y su peso en comparación al total de cartera es del 17%. Partiendo de ello, lo primero que nos preguntamos es: -¿Qué pasa si un cliente se encuentra en varios tramos de vencimiento? Para poder explicar la respuesta a la pregunta es necesario ejemplificarla: - El cliente X debe en el tramo de *Hasta 360 Días* la cantidad de 2.000 USD y también en el tramo de *Hasta 120 Días* 2.000 USD. ¿El cliente debería 4.000 USD? La respuesta es "SI", el riesgo del cliente X no sería únicamente por los 2.000 USD del tramo especificado, sino la suma de todos sus tramos, es decir la "cascada". Para poder calcular este riesgo en cascada, es necesario conocer la cuota más vencida de un cliente y sumar las cuotas que se encuentren en sus tramos inferiores. En la siguiente tabla podremos conocer la comparación de la cartera normal versus la cartera – riesgo en cascada.

Tabla 3. Cartera 2018 versus Cartera 2018 – Riesgo en Cascada

CARTERA 2018			vs	CARTERA 2018 - RIESGO EN CASCADA		
TRAMOS	VALOR	PESO		TRAMOS	VALOR	PESO
Cartera por Vencer	1.882.788,88	68%		Cartera por Vencer	170.708,79	6%
<i>Hasta 30 Días</i>	328.553,40	12%		<i>Hasta 30 Días</i>	236.770,50	9%
<i>Hasta 60 Días</i>	66.062,67	2%		<i>Hasta 60 Días</i>	332.077,20	12%
<i>Hasta 90 Días</i>	28.274,33	1%		<i>Hasta 90 Días</i>	112.502,17	4%
<i>Hasta 120 Días</i>	14.695,91	1%		<i>Hasta 120 Días</i>	71.686,21	3%
<i>Hasta 360 Días</i>	93.462,93	3%		<i>Hasta 360 Días</i>	242.518,97	9%
<i>Mas de 360 Días</i>	356.814,96	13%		<i>Mas de 360 Días</i>	1.604.389,24	58%
Total Cartera	2.770.653,08	100%		Total Cartera	2.770.653,08	100%

Fuente: Elaboración propia en base al cierre de la cartera 2018 MOTO S.A.

Como podemos observar la Cartera 2018 – Riesgo en Cascada, en los tramos mayores a 90 días suma la cantidad de 1.918.594 USD y su peso relacionado al total de la cartera es del 70%.

3.3.5 Garantías de Cobro

En el año 2018 el promedio ponderado de garantías de cobro del total de cartera es el 49%, mientras que en el año 2017 fue del 67%. El tramo de cartera mayor a 120 días (difícil cobro) suma 450.278 USD, de este valor se encuentra garantizado únicamente el 7% (cheques en garantía). Aquí se demuestra un grave incumplimiento de las políticas de concesión.

Tabla 4. Garantías de cobro

CANAL	CARTERA 2018	PESO	GARANTÍAS		
			CHEQUE EN GARANTIA	PAGARÉ	PROMEDIO PONDERADO DE GARANTÍAS
Mayorista	2.770.663	100%	53%	46%	49%

Fuente: Elaboración propia en base a la documentación de garantías de cobro de cartera de MOTO S.A.

3.3.6 Índice de Morosidad

La comparación en porcentaje entre la cartera que se devenga en cierto período (el presupuesto de cobro) versus la cartera cobrada, nos ayuda a conocer el índice de morosidad. En la siguiente tabla se muestran los porcentajes promedios al cierre de cada período.

Tabla 5. Índice de Morosidad

AÑO	CARTERA					CE%	IM%
	COLOCADA	DEVENGADA	COBRADA	POR VENCER	VENCIDA		
2015	6.062.624,18	530.554,08	194.026,59	2.368.306,85	336.527,49	44%	56%
2016	4.657.149,85	2.072.233,94	504.966,33	3.452.785,58	1.567.267,61	27%	73%
2017	5.205.659,20	4.563.222,57	4.225.826,51	5.817.354,28	337.396,06	92%	8%
2018	5.223.791,35	1.587.249,90	1.066.031,24	1.862.606,75	521.218,66	68%	32%

Fuente: Elaboración propia en base al comportamiento de cartera de MOTO S.A.

Nota: En el **Anexo 1** se podrá visualizar desde el año 2015 al 2018 el índice de morosidad mensual.

3.3.7 Análisis Siembra – Cosecha

Mediante el análisis siembra - cosecha podemos definir el comportamiento de la gestión de cartera por el período comprendido entre el 2015 al 2018 de MOTO S.A. Para proceder con este análisis es necesario conocer el detalle mensualizado de la Tabla 5. Índice de Morosidad, en donde se muestra la cartera colocada (siembra) y su devengo mensual (la meta a ser cobrada en ese mes), versus lo realmente cobrado (cosecha). (Ver Anexo 1) A través de estas variables podemos observar su evolución durante el período dado. Además, el objetivo de este análisis periódico es identificar los resultados óptimos de cobranza o las deficiencias en la recuperación de la cartera.

A continuación se presenta el análisis siembra - cosecha de MOTO S.A.

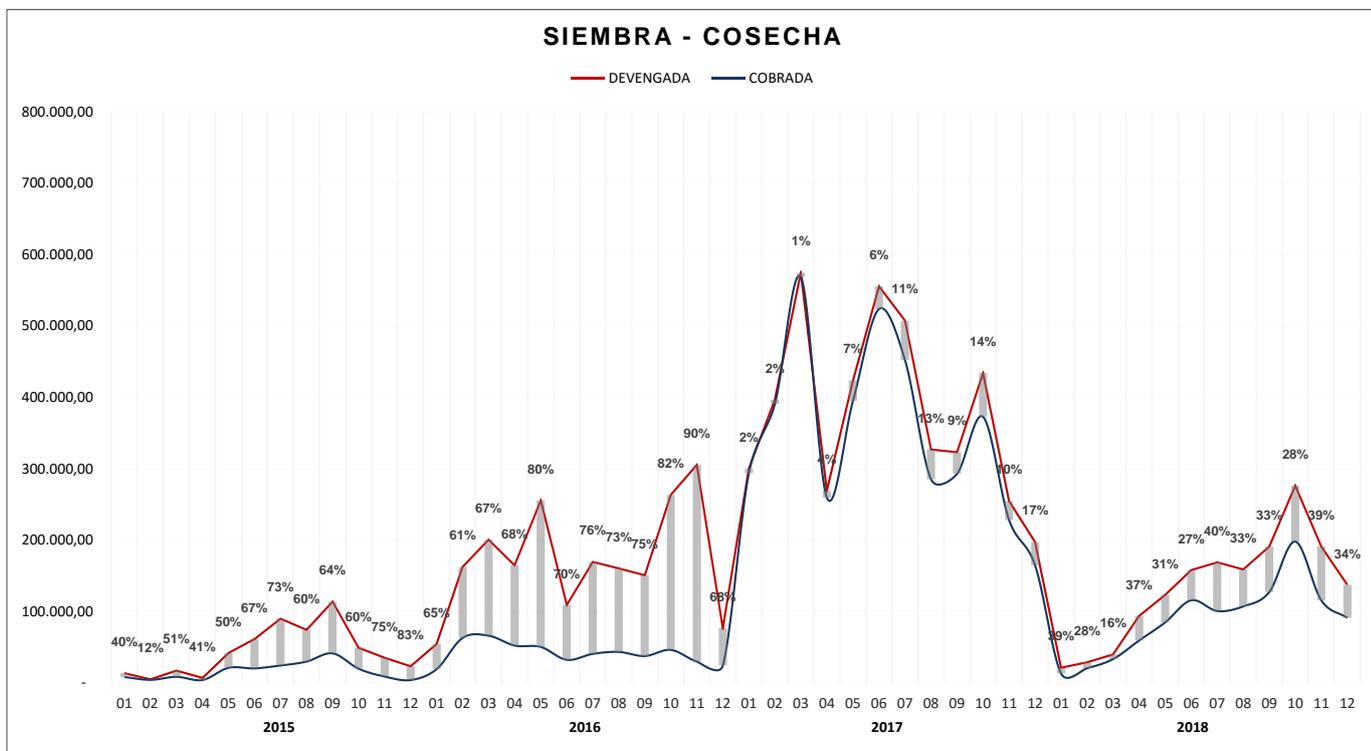


Figura 3. Análisis Siembra – Cosecha

Fuente: Elaboración propia en base al indicador de cartera devengada vs cobrada de MOTO S.A.

Nota: Cabe recalcar que la siembra – cosecha al corte de cada año acumula carteras de períodos anteriores, es decir, el 2018 acumulará todos los valores devengados a través del tiempo y aún no es cobrado.

En resumen, A pesar del crecimiento del canal mayorista en colocación y ventas, desde el año 2015 al 2018 se puede también observar un incremento de su portafolio vencido. El aumento de la cartera corriente o por vencer demuestra que se está realizando un trabajo colocación normal, mientras que un aumento de la cartera vencida es todo lo contrario. La cartera de difícil cobro es decir la mayor a 90 días alcanza un valor de 464.974 USD de los cuales se tiene provisionado en cuentas incobrables un 50%, además las garantías para el cobro de este tramo de cartera es de apenas un 7%. La cartera en riesgo en cascada mayor a 90 días suma 1.918.594 USD y su peso relacionado al total de la cartera mayorista es del 70%. El índice de morosidad promedio del año 2018 es el 32%.

CAPITULO 4: PROPUESTA DE UN MODELO ANÁLISIS RIESGOS DE CARTERA

En este capítulo conoceremos la pérdida esperada $EL = \sum_{i=1}^N PD_i \times LGD_i \times EAD_i$ e inesperada $UL = \sum_{i=1}^N \sigma_i \rho_i$ de la cartera de crédito de MOTO S.A., para ello es necesario calcular y determinar:

1. La probabilidad de incumplimiento (PD) como porcentaje promedio que el deudor que incurrirá como incumplimiento durante el último período.
2. La severidad (LGD) o pérdida dada por el incumplimiento, para ello es necesario calcular la tasa de recuperación.
3. La exposición por el incumplimiento (EAD)

4.1 MODELO PARA MEDIR LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO (PD)

El modelo Logit escogido es muy utilizado en finanzas para modelar riesgos, además permite conocer la ocurrencia o no de un evento, esto empata perfectamente a uno de los objetivos de este trabajo, que es calcular la probabilidad de incumplimiento del cliente.

Para la realización del análisis se escogerá las variables explicativas que se adapten al modelo Logit. Los datos serán agrupados de acuerdo a la interacción de sus variables, posteriormente en base a un estudio demostrarán sí podrán ser tomadas en cuenta o descartadas.

El análisis de los datos se realiza mediante estadística descriptiva a través de software XLSTAT. Es un conjunto de complementos estadísticos para Microsoft Excel que mejora sustancialmente su rendimiento y garantiza la fiabilidad de sus resultados. Al tratarse de un modelo Logit con una variable binaria, se selecciona una variable que contenga exactamente dos valores distintos. Si la variable tiene valor 0 y 1, XLSTAT se asegurará de que las altas probabilidades del modelo correspondan a la categoría 1 y que las bajas probabilidades correspondan a la categoría 0. Si la variable tiene dos valores distintos de 0 o 1 (por ejemplo, Sí) / No), las probabilidades más bajas corresponden a la primera categoría y las probabilidades más altas a la segunda.

La expresión analítica del modelo Logit es:

$$p = \frac{\exp(\beta X)}{1 + \exp(\beta X)}$$

Para estimar el parámetro βX del modelo (los coeficientes de la función lineal), se intenta maximizar la función de probabilidad, contrariamente a la regresión lineal, que no existe una solución analítica exacta.

Posteriormente se procederá a calcular la tasa de recuperación como factor esencial para el cálculo de la severidad (*LGD*) Con esta información podremos calcular la pérdida esperada e inesperada.

4.1.1 Las variables explicativas, análisis y selección

Para determinar las variables explicativas a ser utilizadas es necesario conocer cómo estas pueden aportar al estudio, estas deben reunir características y valores que ayudarán a determinar comportamientos y tendencias necesarias. Las variables escogidas definirán un resultado en el modelo a utilizarse.

La base está compuesta de 4.309 registros y 77 variables explicativas. (Ver Anexo 2) La información se encuentra clasificada de acuerdo a sus características:

- Informativas
- Cualitativas
- Cuantitativas

4.1.1.1 Variables descartadas

En el proceso de selección se irán descartando variables explicativas que no cuenten con: una correlación importante, con registros o campos incompletos, y que no aporten con un patrón de comportamiento significativo. A continuación se analizarán las variables cualitativas y cuantitativas escogidas para el modelo.

4.1.1.2 Variables cualitativas

Este grupo definirá características, categorías, atributos y/o cualidades expresadas por cada uno de los clientes. A continuación se analizan porcentualmente estas variables:

a. Personería

El 10% de clientes tienen personería jurídica mientras el 90% son personas naturales.

b. Sexo

En esta categoría, el 32% es representado por clientes mujeres y el 68% por hombres.

c. Estado Civil

El 54% de clientes son casados, el 21% son solteros, el 13% son divorciados, el 0% tienen unión libre y el 2% son viudos.

d. Tipo de vivienda

El 30% son viviendas propias sin deuda, el 46% son familiares, el 22% son propias con deuda y el 3% son arrendadas.

e. Calificación del buró de crédito

De acuerdo a la consulta del buró EQUIFAX, el 13% son clientes VIP, el 9% son AAA, el 9% son AA, el 24% son A, el 36% son clientes que necesitan Análisis y el 9% son Rechazados.

f. Tipo de garantía

Las garantías que maneja MOTO S.A., son la documentación en Cheque y el Pagaré, el 22% de clientes tiene una de estas garantías y el 78% no tiene ningún tipo de garantía.

4.1.1.3 Variables cuantitativas

Este grupo se caracteriza por su expresión en valores numéricos. Para ejemplificar esta variable, a continuación se analizará descriptivamente algunas cifras:

Los promedios de cartera vencida por cliente son: por monto es de 1.786 USD, el vencimiento es de 455 días, el plazo en cuotas es de 5, la cuota es de 766 USD.

También los promedios de: edad 42 años, el patrimonio es de 80.736 USD, los ingresos de 69.697 USD, egresos por 41.915 USD.

Las variables escogidas para el modelo se presentan en el **Anexo 3**

4.1.2 El estudio de la variable dependiente

Para el desarrollo del modelo Logit es importante conocer y elegir a la variable dependiente. Al plantearnos la necesidad de definir un modelo de Credit Scoring para calcular la probabilidad de incumplimiento de un cliente, tendremos un resultado binario entre 0 y 1. El valor 0, cuando el cliente se encuentra en default dentro de un período de gracia; y 1, cuando el cliente sobrepasa este período. De esta manera, podremos diferenciar un cliente “bueno” de uno “malo”, y de acuerdo al cálculo del vencimiento por cliente, el valor de la variable es de 0 cuando la mora es menor a 90 días y 1 cuando es mayor a 90 días.

Cuadro 9. Variables dependientes

CLIENTE	CALIFICACIÓN	DESCRIPCIÓN
Bueno	0	Cliente en mora menor a 90 días
Malo	1	Cliente en mora mayor a 90 días.

Fuente: Elaboración propia en base al vencimiento de cartera de MOTO S.A.

4.1.3 La probabilidad de incumplimiento (*PD*) de MOTO S.A.

Definido el modelo Logit como punto de partida, determinadas la variable independiente y las variables explicativas (cualitativas y cuantitativas), utilizamos el programa XLSTAT para modelar la data de cartera del último año (2018), a través de la regresión logística y con un tipo de respuesta binaria, obtendremos los resultados estadísticos para el análisis, y finalmente, conseguiremos la ecuación de la probabilidad de incumplimiento (*PD*).

Composición porcentual.- La tabla a continuación se define la composición de la variable dependiente.

Tabla 6. Composición de la variable dependiente

VARIABLE	CATEGORÍAS	FRECUENCIAS	%
VAR_DEP	0	3310	76,816
	1	999	23,184

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

4.1.3.1 Tabla de clasificación.- Esta tabla muestra el número de observaciones bien clasificadas y mal clasificadas para ambas categorías. También se muestran la sensibilidad, la especificidad y el porcentaje global de observaciones bien clasificadas. El porcentaje de valores correctos en promedio es del 86,47%, por lo que el modelo a pesar de la carencia de data se considera de una calidad aceptable en su predicción.

Tabla 7. Tabla de clasificación para la muestra

DE \ A	0	1	TOTAL	% CORRECTO
0	3005	305	3310	90,79%
1	278	721	999	72,17%
Total	3283	1026	4309	86,47%

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

4.1.3.2 Resultados estadísticos.- En las siguientes tablas se muestran de forma descriptiva los resultados estadísticos para todas las variables seleccionadas. Para las variables cuantitativas, se muestra el número de valores faltantes, el número de valores no faltantes, la media y la desviación estándar (imparcial). Para las variables cualitativas, incluida la variable dependiente, se muestran las categorías con sus respectivas frecuencias y porcentajes.

Tabla 8. Pesos de las variables cuantitativas

VARIABLE	OBSERVACIONES	OBS. CON DATOS PERDIDOS	OBS. SIN DATOS PERDIDOS	MÍNIMO	MÁXIMO	MEDIA	DESV. TÍPICA
EDAD	4309	0	4309	0,000	85,000	41,583	15,012
T_VENC	4309	0	4309	0,000	12323,960	214,761	544,689
T_POR_VENC	4309	0	4309	0,000	6393,030	432,856	657,888
T_INGR/1000	4309	0	4309	12,000	443,000	74,608	47,410
T_EGRE/1000	4309	0	4309	6,000	294,000	41,905	28,987
T_ACT/1000	4309	0	4309	31,000	980,000	166,348	113,187
T_PAS/1000	4309	0	4309	15,000	560,000	85,719	61,830

Fuente Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

Tabla 9. Pesos de las variables cualitativas

VARIABLE	CATEGORÍAS	FRECUENCIAS	%
PERSONERIA	0	3859	89,557
	1	450	10,443
SEXO	0	2934	68,090
	1	1375	31,910
ESTADO CIVIL	0	2321	53,864
	1	1988	46,136
TIPO VIVIENDA	0	123	2,854
	1	4186	97,146
CALF_SCORE	0	1356	31,469
	1	2953	68,531
GARANTIA	0	955	22,163
	1	3354	77,837

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

4.1.3.3 Matriz de correlaciones.- Se define la matriz de correlaciones de las variables cuantitativas.

Tabla 10. Matriz de correlaciones

VARIABLES	EDAD	T_VENC	T_POR_VENC	T_INGR/1000	T_EGRE/1000	T_ACT/1000	T_PAS/1000
EDAD	1,000	-0,003	0,011	0,323	0,326	0,375	0,346
T_VENC	-0,003	1,000	-0,259	-0,024	-0,029	-0,016	-0,002
T_POR_VENC	0,011	-0,259	1,000	0,132	0,110	0,115	0,102
T_INGR/1000	0,323	-0,024	0,132	1,000	0,952	0,943	0,902
T_EGRE/1000	0,326	-0,029	0,110	0,952	1,000	0,966	0,926
T_ACT/1000	0,375	-0,016	0,115	0,943	0,966	1,000	0,955
T_PAS/1000	0,346	-0,002	0,102	0,902	0,926	0,955	1,000

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

Por lo que se puede observar, existe una correlación muy débil entre las variables EDAD, T_VENC y T_POR_VENC con el resto de variables; mientras que la correlación entre las variables T_INGR/1000, T_EGRE/1000, T_ACT/1000 y T_PAS/1000 es muy fuerte ya que estos elementos miden una misma característica para la cartera disponible. A pesar de que las correlaciones altas no son buenas para el modelo y debido a la limitada información, se decidió no eliminar estas variables. En un futuro cuando la data sea alimentada se tendrá una mejor correlación.

4.1.3.4 Bondad del ajuste.- La prueba de Hosmer & Lemeshow, (2000) es un método para comprobar la bondad del ajuste, este indicador estadístico del modelo Logit es alta confiabilidad, ya que determina si el modelo describe apropiadamente los datos.

Tabla 11. Prueba de Hosmer - Lemeshow

ESTADÍSTICO	CHI-CUADRADO	GL	PR > CHI ²
Estadística de Hosmer - Lemeshow	6,162	4	0,187

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

En este caso se toma como referencia una significancia de $p > 0,05$ y demuestra que el modelo es adecuado. Contrariamente, si esta estadística es grande y el valor p es pequeño, muestra una falta de ajuste del modelo (ajuste pobre)

4.1.3.5 La curva ROC.- Se utiliza para evaluar el rendimiento del modelo por medio del área bajo la curva (AUC) y para comparar varios modelos juntos. La proporción de eventos positivos bien clasificados se llama sensibilidad. La especificidad es la proporción de eventos negativos bien clasificados. Si varía la probabilidad de umbral a partir de la cual un evento debe considerarse positivo, la sensibilidad y la especificidad también variarán. La curva de puntos (1-especificidad, sensibilidad) es la curva ROC. (Ver Figura 4)

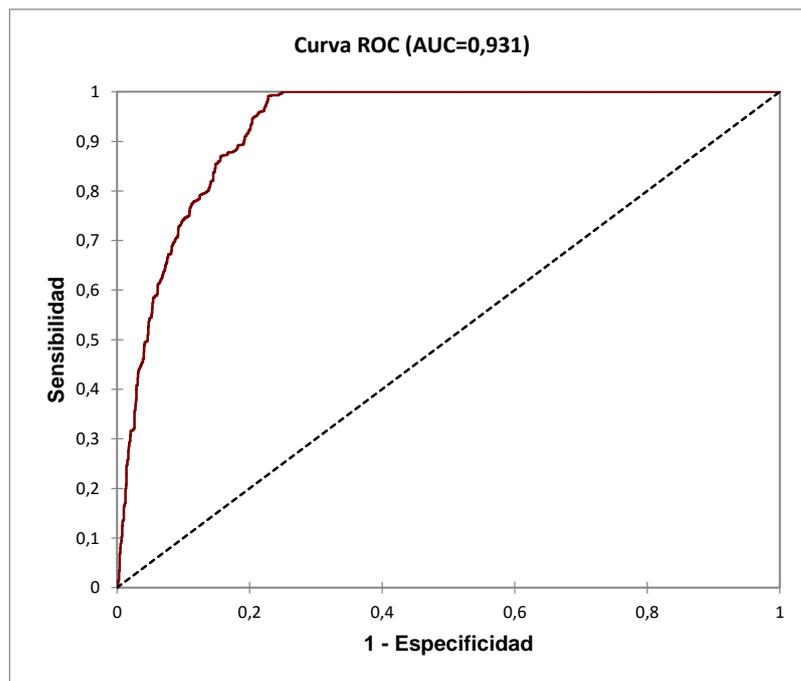


Figura 4. Curva ROC

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

El área debajo de la curva o AUC es 0,931¹⁵, este valor demuestra que el modelo tiene buena capacidad discriminatoria.

A continuación XLSTAT describe los parámetros del modelo para el caso binario.

¹⁵ El área bajo la curva (o AUC) es un índice sintético calculado para curvas ROC. El AUC corresponde a la probabilidad tal que un evento positivo tiene una probabilidad más alta dada por el modelo que un evento negativo. Para un modelo ideal, AUC = 1 y para un modelo aleatorio, AUC = 0.5. Un modelo generalmente se considera bueno cuando el valor de AUC es mayor que 0.7. Un modelo bien discriminado debe tener un AUC de entre 0,87 y 0,9. Un modelo con un AUC mayor a 0.9 es excelente.

Tabla 12. Parámetros del modelo

FUENTE	VALOR	ERROR ESTÁNDAR	CHI-CUADRADO DE WALD	PR > CHI ²	WALD LÍMITE INF. (95%)	WALD LÍMITE SUP. (95%)	ODDS RATIO	ODDS RATIO LÍMITE INF. (95%)	ODDS RATIO LÍMITE SUP. (95%)
Intercepción	1,284	0,413	9,669	0,002	0,475	2,093			
EDAD	-0,001	0,007	0,019	0,890	-0,014	0,012	0,999	0,986	1,012
T_VENC	0,000	0,000	0,032	0,858	0,000	0,000	1,000	1,000	1,000
T_POR_VENC	-462,081	2114,499	0,048	0,827	-4606,423	3682,261			
T_INGR/1000	-0,029	0,005	35,506	< 0,0001	-0,039	-0,020	0,971	0,962	0,980
T_EGRE/1000	0,017	0,008	4,421	0,035	0,001	0,033	1,017	1,001	1,034
T_ACT/1000	0,002	0,003	0,386	0,534	-0,003	0,007	1,002	0,997	1,007
T_PAS/1000	0,013	0,003	20,843	< 0,0001	0,007	0,018	1,013	1,007	1,018
PERSONERIA-0	0,000	0,000							
PERSONERIA-1	0,259	0,361	0,516	0,473	-0,448	0,966	1,296	0,639	2,627
SEXO-0	0,000	0,000							
SEXO-1	-0,102	0,129	0,624	0,430	-0,354	0,151	0,903	0,702	1,163
ESTADO CIVIL-0	0,000	0,000							
ESTADO CIVIL-1	-0,413	0,114	13,138	0,000	-0,636	-0,190	0,662	0,529	0,827
TIPO VIVIENDA-0	0,000	0,000							
TIPO VIVIENDA-1	-0,280	0,349	0,644	0,422	-0,965	0,404	0,756	0,381	1,498
CALF_SCORE-0	0,000	0,000							
CALF_SCORE-1	0,691	0,119	33,622	< 0,0001	0,458	0,925	1,996	1,580	2,522
GARANTIA-0	0,000	0,000							
GARANTIA-1	-1,466	0,120	148,798	< 0,0001	-1,702	-1,230	0,231	0,182	0,292

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

4.1.3.6 Ecuación del modelo.- A continuación se presenta la ecuación del modelo para el caso binario, para facilitar la lectura y su relación se muestra completa:

Cuadro 10. Ecuación del modelo

$$\begin{aligned}
 \text{Pred (VAR_DEP)} = & 1 / (1 + \text{EXP} (-(1,28385998262092 - 9,32078938558435E - 04 * \text{EDAD} \\
 & + 1,25335968099822E - 05 * \text{T_VENC} - 462,081172133095 * \text{T_POR_VENC} - \\
 & 2,94902382548287E - 02 * \text{T_INGR}/1000 + 1,72530397423701E - 02 * \text{T_EGRE}/1000 + \\
 & 1,59674220014327E - 03 * \text{T_ACT}/1000 + 0,012779773979403 * \text{T_PAS}/1000 + \\
 & 0,258994489918514 * \text{PERSONERIA}-1 - 0,101663224598125 * \text{SEXO}-1 - \\
 & 0,413051732024206 * \text{ESTADO CIVIL}-1 - 0,280273643305426 * \text{TIPO VIVIENDA}-1 + \\
 & 0,69137557784224 * \text{CALF_SCORE}-1 - 1,46600277713615 * \text{GARANTIA}-1)))
 \end{aligned}$$

Fuente: Elaboración propia mediante el software XLSTAT.

En resumen.- De acuerdo a los resultados presentados, el modelo es adecuado y presenta la probabilidad de incumplimiento (*PD*) de manera razonable. De esta manera se cumple el primer punto.

4.2 LA SEVERIDAD (*LGD*)

La severidad o porcentaje sobre la exposición en riesgo, que no se espera recuperar en caso de incumplimiento, se calcula restando de 1 la tasa de recuperación histórica de la compañía MOTO S.A. a continuación calcularemos la tasa de recuperación.

4.2.1 La tasa de recuperación de MOTO S.A.

La tasa de recuperación se determina mediante el estudio de la antigüedad y comportamiento de una operación crediticia, es decir, cual es la recuperación de la deuda dado el incumplimiento. Este indicador determina la eficiencia de la compañía en la gestión de cobro de cartera cuando entró en default, además de ser uno indicadores más importantes para el cálculo de la pérdida esperada.

Para poder estimar la tasa de recuperación de MOTO S.A., es necesario:

1. Segmentar la cartera colocada y con vencimiento mayor a 90 días, este corte es forma mensual.
2. Analizar y obtener los pagos realizados por el cliente (recaudo) de acuerdo el tramo en default, es decir los superiores a los 90 días, de esta manera determinamos la recuperación y el comportamiento de pago
3. Dividir el valor de recaudo sobre la cartera colocada para obtener el porcentaje de recuperación del mes correspondiente. Esto se realiza mes a mes de acuerdo al comportamiento de los años 2017 y 2018.
4. Obtenidos estos datos de recuperación histórica (Ver Anexo 4), mediante el software @RISK se ajusta la distribución del comportamiento de pago de los años 2017 y 2018 como una variable continua, al tratarse de un porcentaje, se limita manualmente el rango de 0 a 1 en el modelo de simulación, de esta manera se define la distribución:
 $= RiskExpon(0,065296; RiskTruncate(0; 1); RiskShift(0,0069334); RiskName("TR"))$
El resultado de este análisis nos da la tasa de recuperación histórica de cartera por 7,2231%, (Ver Figura 5)



Figura 5. Distribución de la Tasa de Recuperación

Fuente: Elaboración propia mediante el software @RISK.

Cabe recalcar que el porcentaje de la tasa de recuperación promedio es muy baja y muestra la realidad que la empresa vive actualmente.

Para determinar la severidad (*LGD*) restamos de 1 la tasa de recuperación promedio, es decir: $(1 - 0,072231) = 0,927769$. De esta forma obtenemos el segundo punto, la severidad de MOTO S.A.

4.3 LA EXPOSICIÓN POR INCUMPLIMIENTO (*EAD*)

Es el último factor necesario para el cálculo de la pérdida esperada (*EL*), es el importe pendiente de pago al momento de incumplimiento del cliente. En el caso específico de MOTO S.A., sería el valor total de deuda (cartera por vencer + cartera vencida) pendiente de pago al momento del incumplimiento del cliente.

4.4 CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA E INESPERADA DE MOTO S.A., PARA LA CARTERA CON CORTE AL 30 DE JUNIO DE 2019.

Para conocer su aplicación predictoria en base a riesgos, se obtuvo la base de clientes actual de MOTO S.A. con corte al 30 de Junio de 2019. Para ello se cuenta con un nuevo set de datos con 5942 registros, las variables explicativas se mantienen iguales a las escogidas para el cálculo de la probabilidad de incumplimiento del año 2018 (6 cualitativas y 7 cuantitativas).

Obtenidos los 3 factores necesarios (la probabilidad de incumplimiento, la severidad y la exposición por incumplimiento), se procede a calcular la pérdida esperada e inesperada.

4.4.1 Aplicación de ecuación de la probabilidad de incumplimiento (PD).- Se utiliza la ecuación obtenida en el análisis de datos del año 2018, esta aplicación se extiende al nuevo set de datos con el nuevo corte, de esta manera obtenemos la probabilidad de incumplimiento para cada uno de los registros. (Ver Figura 6)

B	C	D	E	F	G	H	I	K	L	M	N	O	P	Q	AM
VAR_DI	PERSONER	SEX	ESTADO_CIV	TIPO_VIVIEN	CALF_SCO	GARANTI	EDAD	T_VENC	T_POR_VÉ	T_INGR_1	T_EGRE_1	T_ACT_10	T_PAS_10	PD	
0	0	1	0	1	1	0	62	338,12	0	160,394	101	345	180	0,80273597	
0	0	0	1	1	0	1	59	915,45	0	88	62	237	125	0,384961912	
0	0	0	0	1	0	0	43	0	129,2	46	23	109	50	0,427281158	
0	0	0	0	1	0	0	43	0	136	46	23	109	50	0,427281158	
0	0	0	0	1	0	0	43	0	186,05	46	23	109	50	0,427281158	
0	0	0	0	1	0	0	43	0	195,84	46	23	109	50	0,427281158	
0	0	0	0	1	1	0	40	0	152,4	62	33	156	100	0,622975888	
0	0	0	0	1	1	0	40	0	269,95	62	33	156	100	0,622975888	
0	0	1	1	1	1	0	55	0	582,78	52	37	127	80	0,602259991	
0	0	1	1	1	1	0	55	0	694,38	52	37	127	80	0,602259991	

Figura 6. Aplicación de la probabilidad de incumplimiento (PD)

Fuente: Elaboración propia.

4.4.2 Aplicación de la severidad (LDG).- La tasa de recuperación histórica de acuerdo al comportamiento de pago de MOTO S.A. fue de 7,22%. Este porcentaje se resta de 1, y se extiende este factor a todo el set de datos. (Ver Figura 7)

9 : X ✓ fx =(1-S29)

VAR_D	PERSONER	SEX	ESTADO_CIV	TIPO_VIVIENC	CALF_SCO	GARANTI	EDA	T_VENC	T_POR_VÉ	T_INGR_1	T_EGRE_1	T_ACT_10	T_PAS_10	PD	TR	LGD
0	0	1	0	1	1	0	62	338,12	0	160,394	101	345	180	0,80273597	7,22%	0,92776879
0	0	0	1	1	0	1	59	915,45	0	88	62	237	125	0,384961912	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	0	0	43	0	129,2	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	0	0	43	0	136	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	0	0	43	0	186,05	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	0	0	43	0	195,84	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	1	0	40	0	152,4	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879
0	0	0	0	1	1	0	40	0	269,95	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879
0	0	1	1	1	1	0	55	0	582,78	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879
0	0	1	1	1	1	0	55	0	694,38	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879

Figura 7. Aplicación de la severidad (LDG)

Fuente: Elaboración propia.

4.4.3 Aplicación de la exposición por incumplimiento (EAD).- Se utiliza el valor total de la deuda actual que registre el cliente al momento de cálculo es decir a la fecha de corte 30 de junio de 2019. (Ver Figura 8)

9 : X ✓ fx =K29+L29

SEX	ESTADO_CIV	TIPO_VIVIENC	CALF_SCO	GARANTI	EDA	T_VENC	T_POR_VÉ	T_INGR_1	T_EGRE_1	T_ACT_10	T_PAS_10	PD	TR	LGD	EAD
1	0	1	1	0	62	338,12	0	160,394	101	345	180	0,80273597	7,22%	0,92776879	338,12
0	1	1	0	1	59	915,45	0	88	62	237	125	0,384961912	7,22%	0,92776879	915,45
0	0	1	0	0	43	0	129,2	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879	129,2
0	0	1	0	0	43	0	136	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879	136
0	0	1	0	0	43	0	186,05	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879	186,05
0	0	1	0	0	43	0	195,84	46	23	109	50	0,427281158	7,22%	0,92776879	195,84
0	0	1	1	0	40	0	152,4	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879	152,4
0	0	1	1	0	40	0	269,95	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879	269,95
1	1	1	1	0	55	0	582,78	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	582,78
1	1	1	1	0	55	0	694,38	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	694,38

Figura 8. Aplicación de la exposición por incumplimiento (EAD)

Fuente: Elaboración propia.

4.4.4 Cálculo de la Pérdida Simulada.- De acuerdo a la fórmula $EL = \sum_{i=1}^N PD_i \times LGD_i \times EAD_i$ se procede a multiplicar los factores. Apoyado por el software @RISK calculamos el producto de = $RiskBernoulli(PD) * (LGD) * (EAD)$, este cálculo se extiende para todo el set. Así obtenemos el valor de la pérdida para cada uno de los registros. (Ver Figura 9)

Formula Bar: =RiskBernoulli(Q29)*S29*T29

K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
T_VENC	T_POR_VÉ	T_INGR_1	T_EGRE_1	T_ACT_10	T_PAS_10	PD	TR	LGD	EAD	PERDIDA
338,12	0	160,394	101	345	180	0,80273597	7,22%	0,92776879	338,12	313,70
0	152,4	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879	152,4	141,39
0	269,95	62	33	156	100	0,622975888	7,22%	0,92776879	269,95	250,45
0	582,78	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	582,78	540,69
0	694,38	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	694,38	644,22
0	582,78	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	582,78	540,69
0	694,38	52	37	127	80	0,602259991	7,22%	0,92776879	694,38	644,22
665,84	0	69	46	163	105	0,634088037	7,22%	0,92776879	665,84	617,75
45,74	0	69	46	163	105	0,632282883	7,22%	0,92776879	45,74	42,44
38,99	0	77	41	198	130	0,888183507	7,22%	0,92776879	38,99	36,17
0	175,47	77	41	198	130	0,632740763	7,22%	0,92776879	175,47	162,80

Figura 9. Cálculo de la Pérdida

Fuente: Elaboración propia.

Posteriormente se suman de todos los valores de pérdida y su resultado es la Pérdida Total.

4.4.5 Aplicación de la simulación Montecarlo para definir las pérdidas.- A través del software @RISK, utilizamos el valor de la Pérdida Total, luego se añade una variable de salida y para correr la simulación Montecarlo con 10.000 iteraciones. (Ver Figura 10)

Formula Bar: =RiskOutput()+SUMA(U2:U5943)

Simulation Settings: Iteraciones: 1000, Simulaciones: 1

K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V
T_VENC	T_POR_VÉ	T_INGR_1	T_EGRE_1	T_ACT_10	T_PAS_10	PD	TR	LGD	EAD	PERDIDA	PERDIDA TOTAL
0	497,53	136,394	73	343	140	0,112155947	7,22%	0,92776879	497,53	0	848.285,59
18,4	0	160,394	101	345	180	0,80210065	7,22%	0,92776879	18,4	17,0709458	
35,68	0	160,394	101	345	180	0,802135027	7,22%	0,92776879	35,68	33,1027905	
9,46	0	160,394	101	345	180	0,802082863	7,22%	0,92776879	9,46	8,77669276	
9,47	0	160,394	101	345	180	0,802082883	7,22%	0,92776879	9,47	8,78597045	
6,58	0	160,394	101	345	180	0,802077133	7,22%	0,92776879	6,58	6,10471864	

Figura 10. Aplicación de la simulación Montecarlo

Fuente: Elaboración propia mediante el software @RISK.

De acuerdo a la simulación Montecarlo se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 13. Resultados estadísticos

ESTADISTICAS	RESULTADOS
Mínimo	979.665,24
Máximo	1.195.723,10
Media	1.082.760,90
IC: 90%	± 478,17
Moda	1.084.572,92
Mediana	1.082.797,94
Desv Est	29.067,69
Asimetría	0,0635
Curtosis	3,0187
Valores	10.000
Errores	0
Filtrados	0
Izquierda X	1.035.280,10
Izquierda P	5,00%
Derecha X	1.131.149,58
Derecha P	95,00%

Fuente: Elaboración propia.

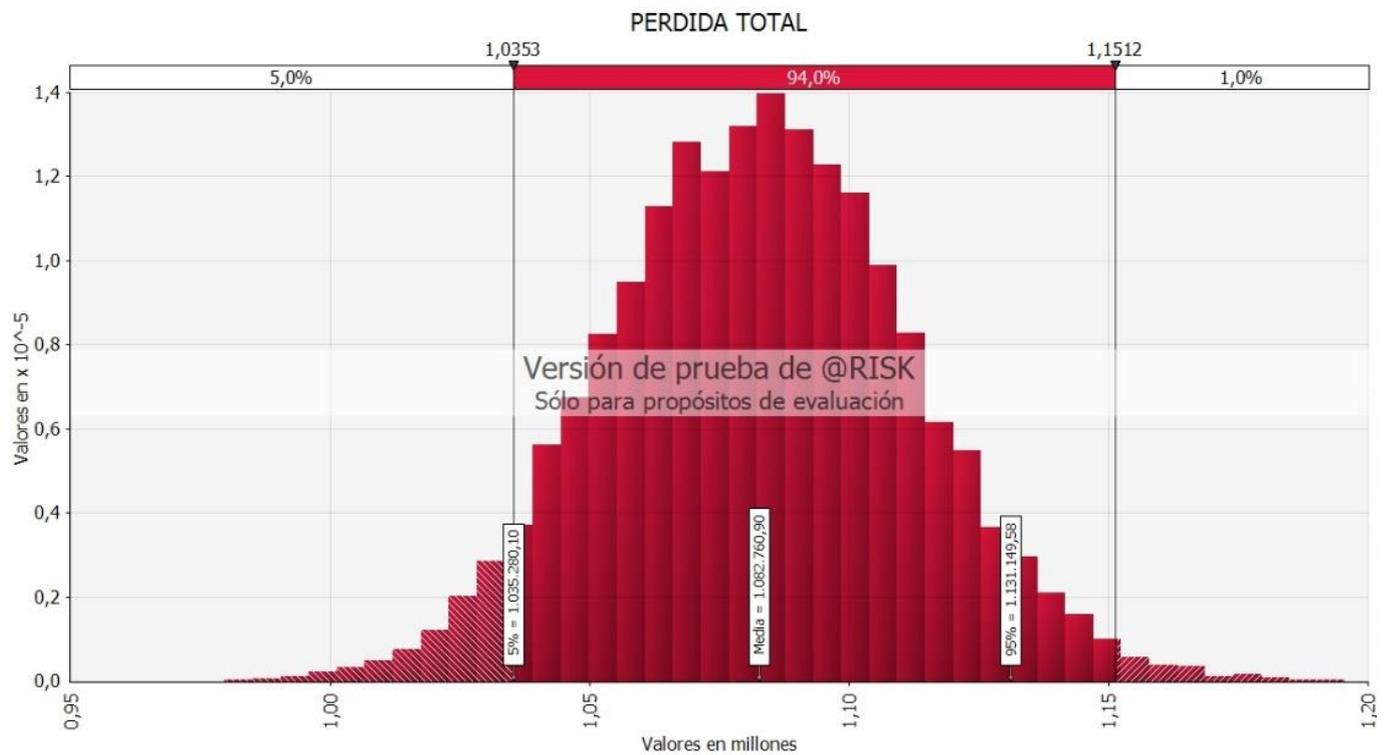


Figura 11. Distribución de la variable de salida de la Pérdida Total

Fuente: Elaboración propia mediante el software @RISK.

4.4.6 La Pérdida Esperada.- El valor de la Pérdida Esperada que corresponde a la Media es 1.082.760,90 USD. (Ver Tabla 13)

4.4.7 La Pérdida Inesperada y/o el Valor en Riesgo (VaR)- El valor de la Pérdida Inesperada que corresponde VaR 95% es 1.131.149,58 USD. (Ver Tabla 13)

4.4.8 VaR 99%.- El valor es 1.151.249,15 USD. (Ver Figura 11)

CONCLUSIONES

Se ha establecido una metodología para la medición del riesgo de cartera, cumpliendo con el tercer objetivo planteado. El modelo Logit y la simulación Montecarlo, contribuyen positivamente como herramientas de análisis, predicción y simulación de posibles escenarios de incertidumbre, al ser un insumo de control, favorecen al manejo del riesgo crediticio. Además de la medición, se obtiene la tasa de recuperación histórica de la compañía, como uno de los desafíos planteados en esta investigación.

Para la obtención de los resultados del modelo fue necesaria la determinación de la variable dependiente que discrimina a un cliente bueno (vencimiento menor a 90 días, el 78%) de uno malo (vencimiento mayor a 90 días, el 22%) además de las 13 variables explicativas: 6 cualitativas (personería jurídica, sexo, estado civil, tipo de vivienda, calificación del buró crediticio, las garantías) y 7 cualitativas (edad, el total del vencimiento, el total por vencer, el total de ingresos, el total de egresos, total de activos y total de pasivos)

Mediante la simulación Montecarlo de 10.000 iteraciones, se obtiene la Pérdida Esperada por 1.082.760,90 USD, la compañía cuenta con una provisión de cuentas incobrables y deterioro de cartera por 232.066,04 USD, es decir el 21%; mientras que, la Pérdida Inesperada o Valor en Riesgo al 95% ascienden a 1.131.149,58 USD, la compañía cuenta con un capital suscrito de 2.000 USD, que es apenas el 0,18%. Los resultados del modelo son altamente significativos, si bien es cierto, falta de normativa y regulación para las empresas del sector privado respecto al manejo de pérdidas, de acuerdo a Basilea II la provisión y el capital no serían suficientes.

En el transcurso y desarrollo del estudio se evidenció graves deficiencias de información disponible en la empresa, por no contar con información que permita la medición de la correlación histórica de las operaciones; la obtención de la data socio demográfica y financiera de los clientes, fue uno de los principales retos para desarrollar el modelo, esta restrictiva hace que no se pueda incluir variables importantes y se pueda crear una subestimación a nivel de la Pérdida Inesperada.

Por la limitante expuesta, este modelo no permite una calificación de clientes nuevos, sin embargo, sí un scoring de medición del riesgo de crédito de los clientes existentes, de esta manera se consigue calcular la Pérdida Esperada. Cabe recalcar que al tratarse de una empresa comercial carece de información crediticia con mercados externos, únicamente basa su análisis y aprobación a través de comportamientos de pago con la compañía, la calificación otorgada por el buró de crédito EQUIFAX, las garantías necesarias y el criterio del analista.

De acuerdo a los resultados presentados en este estudio, se puede afirmar que el proceso actual de manejo y gestión del portafolio de clientes del canal Mayorista de Moto S.A. es deficiente. Este análisis es el punto de partida para un estudio más profundo de la calidad de la colocación y otorgamiento crediticio, el seguimiento y la recuperación, el comportamiento

del mercado, un cambio de condiciones y políticas crediticias, los aprovisionamientos y requerimientos de capital.

RECOMENDACIONES

Sistematizar el manejo y gestión de cartera a través de un software eficiente que permita contar con la información completa del cliente en aspectos sociodemográficos y financieros.

Guardar la información de las consultas hechas al calificador externo, de manera que se construya un almacén de datos para el desarrollo de su propio modelo de scoring.

Contar con la metodología propuesta en este trabajo, para la medición del riesgo de su cartera, de esta manera garantizará el retorno de la inversión y prevendrá posibles pérdidas.

Incrementar el monto de provisión de cuentas incobrables y deterioro de cartera, de manera que cubra el riesgo de incobrabilidad de las pérdidas esperadas de la compañía.

Implementar un departamento legal para que se encargue de la ejecución de las garantías de la cartera vencida de manera oportuna.

BIBLIOGRAFÍA

- Allen, L., DeLong, G., & Saunders, A. (2004). Issues in the credit risk modeling of retail markets. *Journal of Banking & Finance*, 28, 727–752. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2003.10.004>
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, XXIII, 589–609.
- Andersson, F., Mausser, H., Rosen, D., & Uryasev, S. (2001). Credit risk optimization with Conditional Value-at-Risk criterion. *Mathematical Programming, Series B*, 89(2), 273–291. <https://doi.org/10.1007/PL00011399>
- Artzner, P., Delbaen, F., Eber, J.-M., & Heath, D. (2001). Coherent measures of risk, 9(3), 203–228. <https://doi.org/10.1111/1467-9965.00068>
- Basel Committee on Banking Supervision. (2005). An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions.
- Chatterjee, S. (2015). Modelling credit risk. *Bank of England*.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea. (2004). *Convergencia internacional de medidas y normas de capital*.
- Dowd, K. (2013). *Measuring Market Risk*. (L. John Wiley & Sons, Ed.).
- Escobar, J. W., Linfati, R., & Jaimes, W. A. (2017). Gestión de Inventarios para distribuidores de productos perecederos Inventory Ma, 3461.
- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 179–188.
- Gilli, M., & Këllezzi, E. (2006). An Application of Extreme Value Theory for Measuring Financial Risk. *Computational Economics* 27, 27(1), 1–23. <https://doi.org/10.1007/s10614-006-9025-7>
- Gutiérrez Girault, M. A. (2007). Modelos de Credit Scoring - Qué , Cómo , Cuándo y Para Qué.
- Hand, D. J. (1981). Discrimination and classification. *John Wiley & Sons*.
- Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring : a Review, 523–541.
- Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. (I. John Wiley & Sons, Ed.) (Second Edi).
- Kolesar, P., & Showers, J. L. (1985). A Robust Credit Screening Model Using Categorical Data. *Management Science*, 123–133.

- Ludovic, A., Fica, L., Antonio, M., Casanova, A., & Gallegos Mardones, J. (2018). Análisis de riesgo crediticio, propuesta del modelo credit scoring* credit risk analysis, redit scoring model proposal. *Fac.Cienc.Econ*, 1, 181–207. <https://doi.org/10.18359/rfce.2666>
- Magnou, G. (2018). Modelling credit risk : The loss distribution of a loan portfolio, (May).
- MathWorks Inc. (2018). A Practical Guide to Modeling Financial Risk with MATLAB A Practical Guide to Modeling.
- Orgler, Y. E. (1970). A Credit Scoring Model for Commercial Loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2(4), 435–445.
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II.
- Rodríguez Guevara, D. E., & Trespalacios Carrasquilla, A. (2015). Medición de Valor en Riesgo en Cartera de Clientes a Través de Modelos Logísticos y Simulación de Montecarlo.
- Saunders, A., & Allen, L. (2002). *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*. (I. John Wiley & Sons, Ed.) (Second Edi).
- Showers, J. L., & Chakrin, L. M. (1981). Reducing uncollectible revenue from residential telephone, 11(6), 21–34.
- Stupariu, P., & Vilariño, Á. (2014). Retos y carencias de la regulación financiera internacional.
- Superintendencia de Bancos y Seguros. (2003). LIBRO I . - NORMAS DE CONTROL PARA LAS ENTIDADES DE LOS SECTORES FINANCIEROS PÚBLICO Y PRIVADO. CAPÍTULO II.- DE LA ADMINISTRACIÓN DEL RIESGO DE CRÉDITO.
- Superintendencia de Bancos y Seguros. (2011). LIBRO I.- NORMAS GENERALES PARA LAS INSTITUCIONES DEL SISTEMA FINANCIERO, 423–502.
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2015). Norma para la constitución de provisiones facultativas por parte de las entidades del sistema financiero nacional, por riesgos adicionales a la incobrabilidad.
- Vahn, G.-Y., El Karoui, N., & Lim, A. (2014). Performance-based regularization in mean-CVaR portfolio optimization, 1–43.
- Wiginton, J. C. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), 757–770. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2330408>

Anexo 1. Índice de morosidad mensual

AÑO	MES	CARTERA					CE%	IM%
		COLOCADA	DEVENGADA	COBRADA	POR VENCER	VENCIDA		
2015	01	581.404,25	13.493,96	8.126,16	-	5.367,80	60%	40%
	02	487.766,94	4.790,51	4.195,00	-	595,51	88%	12%
	03	676.490,92	17.196,04	8.432,05	1.390,22	8.763,99	49%	51%
	04	273.856,51	6.831,31	4.023,29	-	2.808,02	59%	41%
	05	520.460,75	41.893,64	21.067,14	-	20.826,50	50%	50%
	06	506.813,69	61.367,85	20.256,59	12.247,61	41.111,26	33%	67%
	07	528.530,04	89.848,22	24.294,86	39.577,75	65.553,36	27%	73%
	08	425.046,64	74.065,20	29.752,51	153.683,38	44.312,69	40%	60%
	09	517.099,32	113.705,51	41.315,55	311.889,62	72.389,96	36%	64%
	10	1.031.628,90	48.986,44	19.781,96	1.054.512,64	29.204,48	40%	60%
	11	212.416,14	35.089,52	8.846,27	266.717,81	26.243,25	25%	75%
	12	301.110,08	23.285,88	3.935,21	528.287,82	19.350,67	17%	83%
2016	01	164.923,05	54.348,71	19.189,52	125.505,39	35.159,19	35%	65%
	02	318.852,29	162.497,81	63.024,90	105.631,39	99.472,91	39%	61%
	03	371.554,62	200.465,07	66.055,40	183.730,59	134.409,67	33%	67%
	04	445.362,09	164.679,77	52.229,05	244.110,14	112.450,72	32%	68%
	05	641.001,82	255.506,92	50.357,51	225.891,56	205.149,41	20%	80%
	06	347.594,01	109.232,64	32.251,75	114.946,89	76.980,89	30%	70%
	07	518.933,09	169.402,60	40.583,32	178.598,08	128.819,28	24%	76%
	08	414.575,27	160.191,03	43.326,83	211.623,00	116.864,20	27%	73%
	09	316.107,13	150.684,98	37.546,18	246.620,42	113.138,80	25%	75%
	10	381.964,59	263.275,06	46.159,26	416.015,83	217.115,80	18%	82%
	11	453.422,82	305.443,28	29.859,70	544.558,25	275.583,58	10%	90%
	12	282.859,07	76.506,07	24.382,91	855.554,04	52.123,16	32%	68%
2017	01	235.323,39	300.113,86	293.521,55	-	6.592,31	98%	2%
	02	316.677,92	396.751,32	390.775,38	3.739,26	5.975,94	98%	2%
	03	379.736,75	574.479,53	568.282,95	17.314,52	6.196,58	99%	1%
	04	209.853,10	269.160,44	259.318,66	4.310,56	9.841,78	96%	4%
	05	317.340,38	423.772,33	394.627,34	3.645,80	29.144,99	93%	7%
	06	483.970,00	555.507,99	523.623,36	112.629,72	31.884,63	94%	6%
	07	513.617,60	507.436,73	452.251,96	394.952,74	55.184,77	89%	11%
	08	341.109,49	326.924,29	285.242,58	344.968,28	41.681,71	87%	13%
	09	430.439,98	323.041,56	292.699,34	558.931,24	30.342,22	91%	9%
	10	1.189.206,20	433.960,41	372.625,67	1.999.740,52	61.334,74	86%	14%
	11	445.181,96	254.674,99	228.222,58	1.347.762,56	26.452,41	90%	10%
	12	343.202,43	197.399,12	164.635,14	1.029.359,08	32.763,98	83%	17%
2018	01	418.607,37	21.294,67	13.063,67	174,61	8.231,00	61%	39%
	02	299.366,47	28.642,01	20.545,78	1.070,67	8.096,23	72%	28%
	03	514.556,76	39.788,99	33.276,97	3.516,30	6.512,02	84%	16%
	04	546.768,57	93.598,54	59.345,11	6.738,82	34.253,43	63%	37%
	05	387.620,67	123.224,85	84.704,97	42.415,94	38.519,88	69%	31%
	06	457.312,65	158.086,12	115.663,09	90.362,91	42.423,03	73%	27%
	07	474.440,99	168.757,95	100.609,10	81.236,85	68.148,85	60%	40%
	08	339.134,25	158.887,13	107.053,55	126.716,70	51.833,58	67%	33%
	09	438.305,44	190.759,12	127.142,19	208.153,68	63.616,93	67%	33%
	10	753.384,62	276.164,51	197.928,06	578.687,67	78.236,45	72%	28%
	11	279.630,52	190.845,83	115.567,72	277.935,54	75.278,11	61%	39%
	12	314.663,04	137.200,18	91.131,03	445.597,06	46.069,15	66%	34%

Fuente: Elaboración propia en base al comportamiento de cartera de MOTO S.A.

Anexo 2. Clasificación de variables

VARIABLES	CONTENIDO	TIPO	DESCRIPCIÓN
ANIO	2018	Informativa	Año de consesión
MES	11	Informativa	Mes de consesión
DIA	26	Informativa	Día de consesión
METODO_PAGO	2 Cheque - Crédito	Cualitativa	Forma de pago
CONDICIONES_PAGO	1 Meses - Mayoreo	Cualitativa	Meses plazo
TIPO_ID	R	Cualitativa	Tipo de indentificación
COD_CLIENTE	0101152460001	Informativa	Cédula o RUC
NOMBRE_CLIENTE	GUTIERREZ LETICIA IMELDA	Informativa	Nombre completo del cliente
PERSONERÍA	N	Cualitativa	Personería Natural o Jurídica
SEXO	F	Cualitativa	Sexo
NACIONALIDAD	ECU	Cualitativa	Nacionalidad
ESTADO_CIVIL	DIVORCIADO	Cualitativa	Estado civil
FECHA_NACIMIENTO	3/8/1955	Informativa	Fecha de nacimiento del cliente
EDAD	63	Cualitativa	Edad
DIRECCIÓN	JUAN DE LA CRUZ SN	Informativa	Dirección del local
TELEFONO1	0	Informativa	Teléfono fijo
TELEFONO2	0	Informativa	Celular
TIPO_VIVIENDA	FAMILIAR	Cualitativa	Tipo de vivienda
FECHA_VENC	26/12/2018	Informativa	Fecha de vencimiento o plazo máximo de pago
NO_DOCUMENTO	001-502-1876	Informativa	Número de factura
NUM_CUOTA	1	Informativa	Número de cuotas
PLAZO	29	Informativa	Plazo en días
VALOR_CUOTA	242,00	Cuantitativa	Valor de la cuota
VALOR_SALDO	239,79	Cuantitativa	Saldo pendiente
CODIGO_SUCURSAL	001	Informativa	Código de sucursal de emisión de la venta
VENDEDOR	MCruzR	Informativa	Vendedor
CAJA	Indumot Matriz Mayoreo - Caja 2 Electrónica	Informativa	Caja de Facturación
SUCURSAL	Local - Indumot Matriz	Informativa	Nombre de sucursal
CATEGORIA_CLIENTE	Cientes Mayoreo	Informativa	Categoría del cliente
ULTIMA_CUOTA	26/12/2018	Informativa	Fecha de vencimiento o plazo máximo de pago
MONTO_X_VENCER_30	0,00	Cuantitativa	Valor por vencer dentro de 30 días
MONTO_X_VENCER_60	0,00	Cuantitativa	Valor por vencer dentro de 60 días
MONTO_X_VENCER_90	0,00	Cuantitativa	Valor por vencer dentro de 90 días
MONTO_X_VENCER_120	0,00	Cuantitativa	Valor por vencer dentro de 120 días
MONTO_X_VENCER_121	0,00	Cuantitativa	Valor por vencer dentro de 121 días
MONTO_VENCIDO_30	239,79	Cuantitativa	Valor vencido en el tramo de 30 días
MONTO_VENCIDO_60	0,00	Cuantitativa	Valor vencido en el tramo de 60 días
MONTO_VENCIDO_90	0,00	Cuantitativa	Valor vencido en el tramo de 90 días
MONTO_VENCIDO_120	0,00	Cuantitativa	Valor vencido en el tramo de 120 días
MONTO_VENC_121	0,00	Cuantitativa	Valor vencido en el tramo superior a 121 días
VALOR_COBRADO	242,00	Cuantitativa	Valor recaudado
C_DEVENGADA	481,79	Cuantitativa	Valor de cartera devengada para cobro
CARTERA_X_VENC	0,00	Cuantitativa	Valor de cartera por vencer
CARTERA_VENC	239,79	Cuantitativa	Valor de cartera vencida
TOTAL_CARTERA	239,79	Cuantitativa	Suma de cartera por vencer y cartera vencida
DIAS_VENC	5	Cuantitativa	Días de vencimiento
TRAMO	DE 1 A 30	Cualitativa	Tramo en el que se ubica el vencimiento
MAYOR_360	NO	Informativa	Identifica si la cartera es superior a 360 días
CUOTAS_VENCIDAS	0	Informativa	Número de cuotas vencidas
CONCEPTO	VALOR CUOTA	Informativa	Concepto de pago
CLIENTE_ID	CCCCAAA0002134	Informativa	Identificación interna del cliente
ID_CUOTA	76368091AFA344C8A6E7FB1F8D7A245B	Informativa	Identificación interna de cuota
ID_TERCERO	CCCCAAA0002134	Informativa	Identificación interna del cliente
COBRADOR	N/A	Informativa	Nombre del cobrador
COD_CANTON	0000	Informativa	Código de Cantón
CANTON	MACAS	Informativa	Nombre del Cantón
PROVINCIA	MORONA SANTIAGO	Informativa	Nombre de la Provincia
ZONA_MAYOREO	ZONA 3	Informativa	Nombre de la clasificación zonal
OCUPACION_LABORAL	NEGOCIO PROPIO	Cualitativa	Ocupación laboral
LINEA	POSTVENTA	Informativa	Línea de venta
ID_FACTURA	DFC4F4EE540B42C6A3BF17A38BF4937A	Informativa	Identificación interna de la factura
ZONA	Mayoreo	Informativa	Canal de venta
ZONA_MAY	ZONA 3	Informativa	Nombre de la clasificación zonal
ESTADO_CARTERA	0	Cualitativa	Estado legal de cartera
GARANTIAS	0,00	Cuantitativa	Valor de garantías
TOTAL_FACTURA	242,00	Cuantitativa	Valor total de la facturación
ENTRADA	0,00	Cuantitativa	Valor de entrada
TIPO_DOC	ARI	Informativa	Tipo de documento emitido
DOCUMENTACIÓN	NO DOCUMENTADO	Informativa	Garantía en cheque
TOTAL_ACT	343000	Cuantitativa	Valor de activos del cliente
TOTAL_PAS	140000	Cuantitativa	Valor de pasivos del cliente
PATRIMONIO	203000	Cuantitativa	Valor de patrimonio del cliente
TOTAL_ING	136000	Cuantitativa	Valor de ingresos del cliente
OTROS_ING	394	Cuantitativa	Valor de otros ingresos del cliente
TOTAL_EGR	73000	Cuantitativa	Valor de egresos del cliente
SCORE_CR	569	Informativa	Valor del score o buró de crédito
CALF_SCOR	Analista	Cualitativa	Calificación del score o buró de crédito

Anexo 3. Variables escogidas para el modelo

VARIABLES	CONTENIDO	TIPO	DESCRIPCIÓN
PERSONERÍA	N	Cualitativa	Personería Natural o Jurídica
SEXO	F	Cualitativa	Sexo
ESTADO_CIVIL	DIVORCIADO	Cualitativa	Estado civil
EDAD	63	Cualitativa	Edad
TIPO_VIVIENDA	FAMILIAR	Cualitativa	Tipo de vivienda
CALF_SCOR	Analista	Cualitativa	Calificación del score o buró de crédito
CARTERA_X_VENC	0,00	Cuantitativa	Valor de cartera por vencer
CARTERA_VENC	239,79	Cuantitativa	Valor de cartera vencida
GARANTIAS	0,00	Cuantitativa	Valor de garantías
TOTAL_ACT	343000	Cuantitativa	Valor de activos del cliente
TOTAL_PAS	140000	Cuantitativa	Valor de pasivos del cliente
TOTAL_ING	136000	Cuantitativa	Valor de ingresos del cliente
TOTAL_EGR	73000	Cuantitativa	Valor de egresos del cliente

Fuente: Elaboración propia.

Anexo 4. Tasa de recuperación histórica

AÑO	MES	CARTERA EN DEFAULT	COBRADO	TR
2017	1	1.810.832,30	362.484,78	20,02%
2017	2	910.047,00	48.904,00	5,37%
2017	3	575.973,97	100.840,51	17,51%
2017	4	907.642,54	34.650,18	3,82%
2017	5	917.084,19	49.458,73	5,39%
2017	6	902.168,50	48.727,13	5,40%
2017	7	857.921,00	33.499,00	3,90%
2017	8	779.466,00	46.781,00	6,00%
2017	9	731.739,48	15.079,12	2,06%
2017	10	725.786,44	7.006,79	0,97%
2017	11	683.393,47	8.241,06	1,21%
2017	12	634.386,58	149.100,59	23,50%
2018	1	669.310,07	8.918,17	4,24%
2018	2	753.410,60	9.835,19	4,42%
2018	3	741.181,74	12.954,81	8,42%
2018	4	743.680,49	7.420,10	3,71%
2018	5	670.743,30	8.726,49	3,16%
2018	6	771.481,62	22.230,19	10,60%
2018	7	824.210,24	7.460,44	4,65%
2018	8	808.591,34	17.197,47	14,74%
2018	9	737.751,66	14.455,70	5,57%
2018	10	811.162,05	6.635,51	2,49%
2018	11	906.574,88	17.338,41	6,11%
2018	12	745.573,49	46.453,56	16,61%

Fuente: Elaboración propia en base al comportamiento de cartera de MOTO S.A.