



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**CALIBRACIÓN DEL MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA PARA LA
CARTERA DE FACTURAS MASIVAS EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA
DE COMBUSTIBLES, DE ACUERDO A LA NORMA IFRS 9**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

JUAN PABLO GAETE ACUÑA

PROFESOR GUÍA:
CARLOS PULGAR ARATA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
HUGO SÁNCHEZ RAMÍREZ
RONALD FISCHER BARKAN

SANTIAGO DE CHILE
2024

CALIBRACIÓN DEL MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA PARA LA CARTERA DE FACTURAS MASIVAS EN UNA EMPRESA DISTRIBUIDORA DE COMBUSTIBLES, DE ACUERDO A LA NORMA IFRS 9

El proyecto se enfocó en la calibración del modelo de pérdida esperada para la cartera de Facturas Masivas de una empresa distribuidora de combustibles, en cumplimiento con las exigencias de la normativa IFRS 9. Esta normativa, emitida por la Junta de Normas Internacionales de Contabilidad (IASB), es fundamental para mejorar la transparencia y precisión en la gestión del riesgo crediticio, al proporcionar un enfoque proactivo para el reconocimiento del deterioro de los activos financieros.

El modelo estándar de pérdidas esperadas se basa en tres parámetros clave: la probabilidad de incumplimiento (PD), la pérdida dado incumplimiento (LGD) y la exposición al incumplimiento (EAD). El objetivo del proyecto fue actualizar los parámetros de PD y LGD del modelo existente, con el fin de asegurar que las provisiones reflejen de manera precisa las condiciones actuales del mercado y cumplan con los requisitos de la IFRS 9.

No actualizar los modelos de pérdidas esperadas podría conllevar incumplimientos regulatorios y la presentación de reportes financieros que no reflejen con exactitud la realidad de la empresa, lo cual podría afectar negativamente la confianza de clientes e inversores.

La metodología utilizada comenzó con un análisis exploratorio de la base de datos de la cartera de Facturas Masivas, seguido de una revisión de la segmentación existente para identificar posibles áreas de mejora. Posteriormente, se reestimaron las probabilidades de incumplimiento para cada segmento, utilizando un enfoque basado en promedios históricos. Para el cálculo de las pérdidas dado incumplimiento, se aplicó un enfoque basado en los pagos posteriores al incumplimiento. Finalmente, se entregó un documento auditable que recoge el modelo calibrado y sus resultados.

Los resultados mostraron una reducción en la variabilidad de los valores de LGD dentro de cada macrosegmento, aunque las pérdidas esperadas se incrementaron en más de un 400 %, principalmente debido al aumento de los índices de provisión en los segmentos con mayor deuda.

Se concluyó que, la calibración del modelo alcanzó la mayoría de los objetivos planteados, asegurando además el cumplimiento con la normativa IFRS 9. Los resultados obtenidos fortalecen la posición de la empresa en un entorno regulatorio y económico desafiante, alineando las provisiones crediticias con las exigencias normativas vigentes.

"Hard work forever pays"

—

Agradecimientos

En primer lugar quisiera agradecer a mi familia, por siempre apoyarme en todo lo que he hecho: a mi madre por enseñarme todo lo que se de la vida, a querer, respetar, ser humilde y responsable, pero por sobre todas las cosas ser a una buena persona. A mi padre por enseñarme el valor de la perseverancia y el trabajo duro, con él aprendí que no existe un techo para los sueños y que si se quiere hacer, se puede. A mis hermanos, por enseñarme que para alcanzar las metas hay que salir de la zona de confort y atreverse a enfrentar los miedos. A todos ustedes, gracias.

A mis amigos del colegio y universidad, con quienes sufrimos los ensayos PSU y los primeros años de pregrado, las quedadas en casa de Benja pre controles nunca serán olvidadas. A los que conocí después, pero que se han convertido en personas fundamentales en mi vida académica y personal, con quienes pasamos la mayoría de la etapa universitaria, estudiando juntos antes de los controles y paveando en las clases. Mario, Diego y Cristobal, muchas gracias por ser mis amigos.

A mi Amelia, que sin ella todo hubiera sido mucho más difícil, que me tuvo paciencia en los momentos más difíciles de la carrera, estuvo para apoyarme cuando más lo necesité, y me corrigió palabra por palabra esta memoria. Por eso y por mucho más, muchas gracias.

Agradecer también a mi profesor guía, Carlos Pulgar, quien estuvo acompañándome a lo largo de todo este proceso, se preocupó cuando estuve complicado y siempre me ofreció consejos, por todo eso gracias.

Finalmente a todos los amigos hechos en el camino, los de industrias, las personas conocidas en la rama de fútbol, la amiga que me gané de por vida en la primera fiesta de U -Berni-, y a todo aquel que me ayudó en el proceso, a todos ellos, muchas gracias.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Antecedentes Generales	1
1.1.1. Reconocimiento de Deterioro	1
1.1.2. Impacto de la IFRS 9 en la Industria	1
1.2. La empresa patrocinadora	1
1.3. Descripción del Problema u Oportunidad	3
1.4. Descripción y Justificación del Proyecto	4
2. Cuerpo	5
2.1. Objetivos	5
2.1.1. Objetivo General	5
2.1.2. Objetivos Específicos	5
2.2. Alcances	5
2.3. Marco Conceptual	6
2.4. Metodología	9
2.5. Desarrollo y Resultados	12
2.5.0.1. Información preliminar	12
2.5.1. Análisis univariado y multivariado	12
2.5.1.1. Resultados análisis univariado y multivariado	13
2.5.2. Análisis segmentación	14
2.5.2.1. Definición de incumplimiento para la cartera	15
2.5.2.2. Macrosegmento 1: Concesionario-Combustible	15
2.5.2.3. Macrosegmento 2: Concesionario-Lubricante y otros	15
2.5.2.4. Macrosegmento 3: No Concesionario-Combustible	15
2.5.2.5. Macrosegmento 4: No Concesionario-Tarjeta y otros	16
2.5.2.6. Macrosegmento 5: No Concesionario-Lubricante	16
2.5.2.7. Cartera de Facturas clientes VIP	16
2.5.2.8. Resultado segmentación	16
2.5.3. Modelo de Probabilidad de Incumplimiento	16
2.5.3.1. Periodo de observación	16
2.5.3.2. Variable dependiente	16
2.5.3.3. Tramificación por Mora	17
2.5.3.4. Transiciones a Incumplimiento	17
2.5.3.5. Información utilizada	18
2.5.3.6. Tratamiento de los datos	19
2.5.3.7. Resultados <i>PD</i>	19
2.5.4. Modelo de Pérdidas dado Incumplimiento (<i>LGD</i>)	21

2.5.4.1.	Periodos de pagos	21
2.5.4.2.	Ventana de desempeño	21
2.5.4.3.	Tramificación por mora posterior al incumplimiento	21
2.5.4.4.	Macrosegmento 1: Concesionario-Combustible	21
2.5.4.5.	Macrosegmentos 2 (Concesionario-Lubricante), 3 (No Concesionario-Combustible), 4 (No Concesionario-Tarjeta y otros)	22
2.5.4.6.	Macrosegmentos 5: No Concesionario-Lubricante	22
2.5.4.7.	Información utilizada	22
2.5.4.8.	Resultados Pérdida dado Incumplimiento (<i>LGD</i>)	23
2.5.5.	Índice de provisión	25
2.6.	Discusiones	26
3.	Conclusiones	31
	Bibliografía	33
	Anexos	34
A.	Análisis Univariado y Multivariado	34
B.	Segmentación	38
C.	Probabilidad de Default	39
D.	Pérdida dado Incumplimiento	41
E.	Índice de Provisiones	42

Índice de Tablas

A.1. Campos y Descripciones en la Base de Datos.	34
--	----

Índice de Ilustraciones

2.1.	Análisis nulos por Feature	13
2.2.	Esquema de construcción de la variable dependiente	17
2.3.	PD cartera Facturas masivas	20
2.4.	Evolución histórica TR12M - Clientes grandes Macrosegmento 3	20
2.5.	PD clientes VIP	21
2.6.	Pérdida dado incumplimiento cartera Facturas Masivas	24
2.7.	Pérdida dado incumplimiento clientes VIP	24
2.8.	Índice de provisiones cartera Facturas Masivas	26
2.9.	Índice de provisiones clientes VIP cartera Facturas Masivas	26
A.1.	Estabilidad del Importe en Moneda Local Agrupado por Asignación.	35
A.2.	Estabilidad de Dem neto	35
A.3.	Estabilidad de Soc.	35
A.4.	Estabilidad de ACC	36
A.5.	Estabilidad de Clase	36
A.6.	Estabilidad de BP	36
A.7.	Suma importe en moneda local	37
A.8.	Importe en moneda local como gráfico de áreas por identificadores con mayor importe	37
A.9.	Tipo producto	37
A.10.	Tipo cliente	37
B.1.	Tramo de mora	38
B.2.	Incumplimiento agregado	38
B.3.	Agregado por macrosegmentos	38
C.1.	Incumplimiento agregado macrosegmento 1	39
C.2.	Incumplimiento agregado macrosegmento 2	39
C.3.	Incumplimiento agregado macrosegmento 3	39
C.4.	Incumplimiento agregado macrosegmento 4	39
C.5.	Incumplimiento agregado macrosegmento 5	39
C.6.	Probabilidad de default modelo 2020	40
C.7.	Probabilidad de default alternativa propuesta	40
D.1.	Dataset para cálculo LGD	41
D.2.	LGD modelo 2020	41
E.1.	Índice de provisiones modelo 2020	42
E.2.	Índice de provisiones modelo clientes VIP 2020	42
E.3.	Índice de provisiones propuesto	42
E.4.	Detalle mora por macrosegmento	43

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes Generales

La IFRS 9 es una norma contable emitida por la Junta de Normas Internacionales de Contabilidad (IASB, por sus siglas en inglés) que reemplaza a la IAS 39. Entró en vigor el 1 de enero de 2018, con el objetivo principal de abordar los problemas identificados tras la crisis financiera global de 2008. Como se menciona en las directrices de la IFRS 9 [1], esta norma introduce cambios sustanciales en la forma en que las entidades financieras y no financieras deben contabilizar e informar sobre los instrumentos financieros.

1.1.1. Reconocimiento de Deterioro

La IFRS 9 introdujo un enfoque más proactivo para el reconocimiento del deterioro del valor de los activos financieros. A diferencia de la normativa anterior, que exigía evidencia objetiva de deterioro para registrar una pérdida crediticia, la IFRS 9 establece que las entidades deben reconocer una provisión para pérdidas esperadas desde el momento en que adquieren un activo financiero, basándose en expectativas futuras, bajo la presunción de que siempre puede haber una posible pérdida.

Además, la norma revisa las reglas sobre contabilidad de coberturas, alineándolas más estrechamente con las prácticas de gestión de riesgos empresariales, lo que permite una mayor flexibilidad en la forma en que las entidades pueden contabilizar y reportar las coberturas.

1.1.2. Impacto de la IFRS 9 en la Industria

La implementación de la IFRS 9 ha tenido un impacto significativo en diversas industrias. Las empresas se han visto obligadas a adaptar sus modelos contables para cumplir con los nuevos requisitos, lo que ha mejorado tanto la transparencia en la gestión del riesgo crediticio como la calidad de la información financiera presentada al mercado, en particular a los inversionistas. Como se señala en [2], "la capacidad de las empresas para prever pérdidas crediticias y ajustar sus provisiones en consecuencia ha sido crucial para mantener la estabilidad financiera durante períodos de incertidumbre económica, como la pandemia de COVID-19".

1.2. La empresa patrocinadora

La empresa con la que se trabajó en esta memoria es una destacada distribuidora de combustibles en Chile. Su presencia en el mercado, junto con su amplia gama de productos,

la posiciona como un actor clave en la distribución de energía y soluciones para diferentes industrias.

La demanda de combustibles en Chile está influenciada por una combinación de factores económicos, tecnológicos y regulatorios. Entre estos, el crecimiento económico juega un rol central, pues se ha observado que el consumo de combustibles tiende a aumentar en períodos de expansión económica y a disminuir durante recesiones. Un análisis reciente muestra que el consumo de combustibles en Chile ha experimentado variaciones significativas en respuesta a cambios en la actividad económica, con una notable caída en 2023 atribuida a una combinación de menor actividad económica y un incremento en los precios de los combustibles (La Tercera, 2023). Otro factor clave es el crecimiento del parque automotriz, el cual ha mostrado un aumento sostenido en los últimos años, incrementando la demanda de combustibles, especialmente de bencinas. Según la Asociación Nacional Automotriz de Chile (ANAC), en 2022 se registró un crecimiento del 14% en las ventas de vehículos livianos y medianos, lo que refleja un incremento en la demanda de combustibles necesarios para su funcionamiento (ANAC, 2022).

Además, la demanda de combustibles se ve significativamente afectada por las empresas que utilizan combustibles para su operativa diaria, como las compañías de transporte, minería y manufactura. Estas industrias dependen en gran medida del diésel, dado que sus maquinarias lo utilizan como combustible, lo que lo convierte en un componente crítico de sus cadenas de suministro y operación diaria (Informe de la Comisión Nacional de Energía, 2023).

Cabe destacar que la transición hacia energías limpias está redefiniendo el panorama energético en Chile. Según un informe sobre el mercado de energías renovables, la necesidad de adaptarse a nuevas regulaciones y satisfacer la creciente demanda de energías limpias representa tanto un desafío como una oportunidad para las empresas del sector (Informes de Expertos, 2024; Chile Minería, 2024). Esta transición no solo plantea la necesidad de transformar modelos de negocio, sino que también subraya la importancia de la innovación y la inversión en tecnologías sostenibles para mantenerse competitivos en un entorno regulatorio cada vez más exigente.

La empresa patrocinadora no solo destaca por sus más de 650 estaciones de servicio distribuidas a lo largo de todo el país, sino que cuenta con diversas líneas de negocio, tales como *combustibles*, *lubricantes*, *bluemax* y *solventes*, lo que la convierte en una marca líder en el sector de distribución de combustibles en Chile. Su rol dentro de la industria va más allá de la comercialización de combustibles, abarcando la innovación en productos y servicios, la inversión en tecnologías sostenibles y la participación en el desarrollo de políticas energéticas nacionales. Además, juega un papel importante en la responsabilidad social empresarial, con iniciativas que buscan contribuir al desarrollo social, económico y ambiental dentro de las comunidades en las que opera.

En el contexto normativo de riesgo de crédito, para la empresa patrocinadora es fundamental entender y aplicar correctamente las definiciones clave de la IFRS 9, como la probabilidad de incumplimiento (*PD*) y la pérdida dado incumplimiento (*LGD*). Por definición, la probabilidad de default (impago/incumplimiento) es la probabilidad de que un prestatario se

declare insolvente y deje de pagar sus cuotas de amortización. Este parámetro es esencial para evaluar el riesgo crediticio de una cartera y se basa en datos históricos, análisis estadísticos y proyecciones económicas futuras (Funding Circle, n.d.). Por otro lado, la *LGD* es el porcentaje de un préstamo que, una vez impagado y tras haberse realizado las gestiones habituales de recobro, resulta finalmente incobrable. Este parámetro es crucial para determinar el impacto financiero de los incumplimientos y se calcula utilizando modelos que consideran factores económicos, tipos de colateral y condiciones del mercado (IMF, 2020). De esta forma, la correcta estimación y actualización de estos parámetros permite a la empresa ajustar sus provisiones de manera más precisa, alineándose con los requerimientos de la IFRS 9 y mejorando su gestión del riesgo crediticio.

1.3. Descripción del Problema u Oportunidad

La mantención periódica de los modelos de pérdida esperada es fundamental para las empresas que cotizan en bolsa. Según IFRS (2020), "la implementación de estándares contables internacionales como los IFRS puede incrementar la eficiencia económica, mejorando la comparabilidad y la calidad de la información financiera a nivel global". Esta uniformidad permite a los inversionistas obtener una imagen clara de la situación financiera de las empresas, lo cual es esencial para tomar decisiones de inversión informadas, promoviendo la integridad y la rendición de cuentas en los mercados financieros. Además, como señala el NBER (2013), "una mayor transparencia reduce la dispersión de precios y puede mitigar el impacto de las crisis al disminuir la incertidumbre en el mercado, facilitando una distribución más eficiente de los recursos económicos". Esto sugiere que una contabilidad transparente, confiable y actualizada contribuye al desarrollo de los mercados financieros, permitiendo estimaciones más precisas sobre su crecimiento.

La necesidad de transparencia y precisión en la contabilidad no solo responde a las expectativas de los inversores, sino que también cumple con los estrictos requerimientos regulatorios en un entorno económico global en constante cambio. Organismos reguladores como la CMF desempeñan un papel clave al revisar las auditorías empresariales, garantizando que reflejen con precisión las realidades económicas actuales, lo que fomenta un entorno de inversión más seguro y confiable. Por tanto, el cumplimiento de las normativas no es solo una exigencia legal, sino también una estrategia crítica para optimizar la gestión financiera y mejorar la resiliencia empresarial.

El modelo de pérdidas esperadas actual de la empresa patrocinadora fue desarrollado principalmente con información previa a la pandemia, hasta el año 2020. Según un análisis de Moody's Analytics [8], la pandemia ha modificado sustancialmente los patrones de riesgo crediticio, alterando tanto las expectativas de pérdida como las dinámicas de recuperación económica. Las proyecciones de riesgo ahora deben considerar escenarios económicos futuros más variados y, potencialmente, más severos debido a las secuelas de la pandemia (Moody's Analytics, 2021). Por ejemplo, "muchas empresas han visto aumentos en las tasas de morosidad y han tenido que ajustar sus modelos de riesgo para reflejar las nuevas realidades económicas" (McKinsey Company, 2021). Por este motivo, el modelo de pérdida esperada actual de la empresa puede no capturar de manera óptima los cambios surgidos en los clientes como consecuencia de la crisis sanitaria global y sus efectos.

Este desfase en la actualización del modelo podría llevar a una representación inexacta del riesgo crediticio actual, con posibles consecuencias significativas. Entre ellas, la sub o sobreestimación de las provisiones, lo que podría derivar en reservas insuficientes para cubrir pérdidas reales, o en la retención excesiva de capital, que podría haberse utilizado en oportunidades de inversión o desarrollo. Esto representa tanto un riesgo financiero como un costo de oportunidad considerable. Además, sin un modelo de provisiones que refleje con precisión la realidad económica y del mercado, las decisiones estratégicas basadas en esta información podrían no ser las más adecuadas, comprometiendo así oportunidades de crecimiento.

En este contexto, surge la oportunidad de mejora: revisar y calibrar los parámetros del modelo de pérdida esperada conforme a la norma IFRS 9.

1.4. Descripción y Justificación del Proyecto

El proyecto consistió en la revisión y calibración de los parámetros clave del modelo de provisiones de la empresa para la cartera de facturas masivas, con el objetivo de alinear las pérdidas esperadas con los requerimientos y especificaciones de la Norma Internacional de Información Financiera 9 (IFRS 9).

Este proyecto es necesario porque las regulaciones financieras y los estándares contables, como la IFRS 9, exigen que las estimaciones de pérdidas esperadas estén actualizadas y reflejen con precisión las condiciones del mercado. No realizar la actualización de los modelos podría generar incumplimientos regulatorios y reportes financieros que no reflejen adecuadamente la realidad de la empresa, lo que afectaría la confianza de los inversores y, potencialmente, el valor de mercado de la empresa.

La metodología general incluye un análisis de la base de datos recibida, basado en el criterio de que si la calidad de los datos es adecuada, los modelos generarán resultados robustos. Posteriormente, se realizará un análisis de la segmentación actual, enfocado en la lógica que la sustenta, para sugerir mejoras o confirmar su mantenimiento. Luego, se actualizarán las probabilidades de incumplimiento para cada uno de los segmentos definidos, mediante un análisis *point in time* acorde a los requerimientos de la IFRS 9. Posteriormente, se procederá a actualizar las pérdidas dado incumplimiento para cada uno de los segmentos, y finalmente se elaborará una documentación de altos estándares que detalle la metodología y los principales hallazgos, cumpliendo con los requisitos para ser un documento auditable.

Capítulo 2

Cuerpo

2.1. Objetivos

El objetivo general y objetivos específicos del proyecto se presentan a continuación.

2.1.1. Objetivo General

Realizar una calibración del actual modelo de pérdida esperada de la empresa patrocinadora, en conformidad con la norma IFRS 9.

2.1.2. Objetivos Específicos

- Realizar un reporte de calidad de los datos recibidos.
- Generar una propuesta de mejora para la segmentación actual de la cartera de facturas masivas.
- Calcular nuevos parámetros de probabilidad de incumplimiento (PD) y pérdida dado incumplimiento (LGD).
- Entregar documentación detallada y auditable.

2.2. Alcances

El alcance del proyecto incluye un análisis crítico de la segmentación actual, considerando el tamaño de la cartera y los perfiles de riesgo, con el fin de mejorarla. Se identificarán distintos segmentos cuando corresponda y se justificará adecuadamente si no es necesario realizar ajustes. Además, se llevará a cabo una actualización de los parámetros de PD y LGD para cada segmento definido. En este contexto, se espera obtener una estimación más robusta que la existente antes del desarrollo del proyecto, empleando metodologías acordes a los requisitos de la IFRS 9.

Las metas de éxito del proyecto incluyen la reducción de la variabilidad en las provisiones mensuales, asegurando que estas cumplan con las normativas IFRS 9. Asimismo, se busca mejorar la gestión del capital y proporcionar a la alta dirección información financiera precisa y confiable para auditorías internas, externas y para los entes reguladores.

El enfoque de calibración y actualización de los parámetros del modelo existente fue seleccionado por su efectividad, ya que permite aprovechar la infraestructura y los datos históricos disponibles. Esta elección también está respaldada por consideraciones prácticas y técnicas, como el tiempo y los recursos disponibles, además de la necesidad de mantener el cumplimiento regulatorio.

Cabe destacar que el proyecto no incluye el desarrollo de nuevos modelos predictivos, sino la actualización y calibración de los modelos existentes. Sin embargo, como propuesta adicional fuera del alcance del proyecto, se sugiere considerar el uso de técnicas más avanzadas, como *Machine Learning* o *Redes Neuronales*, para futuras actualizaciones del modelo de pérdida esperada. Un ejemplo de esto es el estudio de Constanza Martínez (2022), titulado "Comparación de modelos *Machine Learning* aplicados al riesgo de crédito", en el que se concluye que el modelo de *Gradient Boosting* presenta mejores resultados en cuanto a precisión para la clasificación de observaciones y un menor porcentaje de error en comparación con la regresión logística (p.72).

La incorporación de reportes de control del proceso de cálculo es esencial para facilitar el análisis y seguimiento de procesos futuros relacionados con controles internos. Estos reportes proporcionarán a la alta dirección información detallada sobre las provisiones, permitiéndoles tomar decisiones informadas basadas en datos precisos y actualizados. La creación de documentación detallada y auditable para la propuesta del modelo actualizado también es un componente clave del proyecto. Esta documentación incluirá todos los pasos del proceso de actualización y calibración, así como las bases de datos y los scripts necesarios para replicar el proceso y verificar los resultados.

2.3. Marco Conceptual

En el proyecto de actualización y calibración del modelo de provisiones para la empresa patrocinadora, se utilizaron diversas herramientas y conceptos de la ingeniería industrial, que aportaron un valor significativo en el entendimiento del negocio y en el posterior análisis de los resultados. Los conceptos propios de la macroeconomía fueron fundamentales para contextualizar el entorno en el que opera la empresa, permitiendo comprender el impacto de variables económicas a gran escala y cómo estas influyen en el comportamiento del riesgo crediticio y las provisiones. La aplicación de estos conceptos es esencial para fundamentar las decisiones que se tomen en función de las condiciones económicas actuales. Esta relevancia práctica facilita la interpretación de los resultados obtenidos en el análisis de datos, especialmente en términos de su impacto económico. Por ejemplo, un aumento en los niveles de endeudamiento de la cartera en un determinado periodo podría explicarse por un escenario económico inestable o de incertidumbre en ese mismo periodo.

En cuanto al análisis y procesamiento de datos, *Python* fue la herramienta principal utilizada debido a su versatilidad y a la gran cantidad de bibliotecas disponibles que facilitan diversas operaciones. Bibliotecas como *Pandas*, *NumPy* y *Scikit-learn* permitieron realizar análisis complejos, modelado estadístico y manejo eficiente de bases de datos. En particular para este proyecto, *Python* fue elegido por su capacidad de manejar grandes volúmenes de datos y realizar operaciones de manera eficiente.

Además, se emplearon modelos estadísticos para el análisis de datos y la estimación de parámetros clave como la probabilidad de incumplimiento (*PD*) y la pérdida dado incumplimiento (*LGD*). Para ello, fue necesario contar con una base teórica sólida que permitiera tanto comprender los modelos utilizados como interpretar adecuadamente los resultados. A continuación, se presentan algunos de los conceptos y definiciones más relevantes:

IASB: Organismo internacional que aprueba y desarrolla las normativas que rigen la declaración de estados financieros.

IFRS: Normas internacionales contables/financieras publicadas por la IASB. Existen 13 y son reconocidas y exigidas por la CMF, respecto a la norma internacional vigente (IFRS 9), en su sección Instrumentos Financieros, una de sus características principales en términos de la medición del deterioro, es la necesidad de usar modelos basados en el concepto de pérdida esperada (el enfoque antiguo era de pérdidas incurridas). El enfoque de pérdida esperada intenta reconocer los eventos de deterioro de forma anticipada y, por lo tanto, asegurar a la institución que existe que existe cobertura ante la posible materialización de estos eventos de deterioro crediticio futuros. Luego todos los instrumentos tienen una provisión asociada, incluso los que se encuentran sin morosidad.

La IFRS 9 proporciona un enfoque general para el cálculo de provisiones que se estructura a través de 3 fases en la que puede encontrarse un crédito, y que se basan en el grado de riesgo que esté presente, y además en el eventual aumento de riesgo con respecto a la evaluación inicial que se pueda estimar. Las fases son:

- Fase 1: Activos cuya calidad crediticia no se ha deteriorado significativamente desde su reconocimiento inicial.
- Fase 2: Activos con empeoramiento significativo de su calidad crediticia pero todavía sin evidencia objetiva de un evento de deterioro.
- Fase 3: Activos con evidencia de deterioro a la fecha de reporte.

La provisión calculada deberá actualizarse en cada cierre para reflejar los cambios en las pérdidas esperadas. Por lo tanto, dado que esta evaluación se hace con referencia al riesgo de crédito en el reconocimiento inicial, también contempla que el deterioro de un activo se recupere. Para activos financieros que se encuentren clasificados en Fase 2 o Fase 3, la provisión se valorará a un importe equivalente a la pérdida esperada para toda la vida del activo. Mientras que para instrumentos financieros clasificados en Fase 1, la pérdida a provisiones será la esperada a 12 meses.

La normativa también define el modo en que se calcularán los ingresos por intereses a reconocer sobre los activos financieros; una vez se encuentren en Fase 3 o deteriorados, el interés se calculará sobre el valor del activo neto de provisiones, mientras que si se encuentran en Fase 1 o 2 el interés será calculado sobre el valor contable bruto. Se señala además en la normativa, que la definición de incumplimiento no debería ser mayor a 90 días de mora, salvo que exista información razonable y sustentable que justifique que un criterio de incumplimiento a plazos superiores sea más apropiado. Finalmente la normativa permite la evaluación individual o colectiva de los instrumentos financieros. La adopción de uno u

otro enfoque dependerá de la información disponible para evaluar los cambios en el riesgo de crédito.

CMF: Comisión para el Mercado Financiero. Ex Superintendencia de Valores y Seguros. Ente regulador que vela por el correcto funcionamiento del mercado financiero en Chile.

Riesgo de crédito: Posibilidad de que un prestatario no cumpla con sus obligaciones de pago, lo que resulta en pérdidas para el prestamista.

Morosidad: Retraso en el cumplimiento de obligaciones de pago, especialmente en préstamos o créditos.

Incumplimiento: Momento en que el cliente no paga la obligación contraída y cae en estado de morosidad. Al respecto, la IFRS 9 no es específica ni impone una definición de incumplimiento estándar para todas las instituciones, solamente sugiere que la definición debe ser congruente con la utilizada para efectos de la gestión del riesgo (provisiones, cobranza), existe además en la normativa una presunción refutable de que la definición de incumplimiento no debería ser mayor a 90 días de mora, salvo que exista información razonable y sustentable que justifique que un criterio de incumplimiento a plazos superiores sea más apropiado. Idealmente debe reflejar el momento en que los clientes efectivamente muestren señales de deterioro significativo.

Deterioro: Reducción del valor de un activo financiero debido a la disminución en la probabilidad de que el prestatario cumpla con sus obligaciones de pago.

Provisión: Reserva de fondos que una institución financiera establece para cubrir posibles pérdidas derivadas de préstamos incobrables.

Renegociaciones: Acuerdos entre el prestamista y el prestatario para modificar los términos originales de un préstamo, generalmente debido a dificultades del prestatario para cumplir con las obligaciones de pago. Esto puede incluir cambios en el calendario de pagos, tasas de interés, o el monto de las cuotas.

Ventana de desempeño: Plazo al cual se medirá el evento de incumplimiento previamente definido, el recomendado por la IRFS9 es de 1 año.

EAD: “*Exposure at default*” o exposición ante el incumplimiento, es la cantidad máxima que se podría perder ante un eventual incumplimiento de la contraparte. Viene definido por el tamaño del contrato.

PE: ECL (“*Expected Credit Loss*”) o pérdida crediticia esperada. Se calcula como $ECL: PD \times LGD \times EAD$.

PIT: “*Point-in-time*”, hace referencia al punto exacto de un ciclo macroeconómico.

2.4. Metodología

La metodología estándar de estimación de provisiones se basa en el concepto de pérdida esperada de un crédito y se puede sintetizar en la relación:

$$PE_{it} = PD_{it}EAD_{it}LGD_{it}$$

Donde:

- PE_{it} es la pérdida neta estimada del cliente i en el instante t .
- PD_{it} es la probabilidad de incumplimiento de un cliente i en el instante t para un plazo de 12 meses (en porcentaje) o la vida del crédito (si el cliente muestra señales significativos de deterioro).
- EAD_{it} es la exposición al incumplimiento del cliente i en el instante t .
- LGD_{it} es la pérdida dado incumplimiento del cliente i en el instante t .

El enfoque de esta metodología se denomina "enfoque simplificado", eso quiere decir que se calculará una matriz de provisiones, para cada segmento de la cartera, para cada subdivisión dentro de cada una.

Para la realización y aplicación de las metodologías de cálculo de riesgo de crédito, la empresa patrocinadora entregó datos históricos de los cierres de mes de las carteras de facturas masivas, con estos datos, el camino a seguir fue el siguiente:

1. Análisis univariado y multivariado de los datos: Se revisó de la coherencia y consistencia de los datos para determinar la existencia de inconsistencias estructurales en las variables y poder dar explicación de negocio a aquellas que presenten fluctuaciones, como pueden ser implementación de nuevas políticas, cambios regulatorios, o errores operacionales. Se realizó un análisis descriptivo de las variables, identificando registros faltantes o fuera de rango para posterior aplicación de metodologías de corrección de datos que permitan dar tratamiento a estos registros.
2. Análisis Segmentación: Se realizó un análisis de la actual segmentación y una revisión de esta acorde al tamaño de la cartera y los perfiles de riesgo de los segmentos existentes y los productos que se otorgan actualmente, y se hizo una recomendación sobre la misma.
3. Reestimación PD : Se actualizaron las PD para cada una de las aperturas y segmentaciones definidas. Sobre las cartera de facturas masivas, el atraso en el pago de una factura de combustible se considera un buen predictor del deterioro de un cliente en el corto plazo, pues constituye un insumo principal para los clientes, por lo que se podría esperar que el resto de sus facturas mostraran señales de no pago en un futuro próximo, es por esto que se incluye un factor de "arrastre" en la definición de incumplimiento para esta cartera, es decir, cuando un cliente incumpla en facturas de combustible, entrará en incumplimiento en las demás facturas de ese mismo período, incluso si la factura del cliente pertenezca a otro segmento.

Sobre el horizonte de incumplimiento, la recomendación dada por la IFRS 9 es que sea de un año, sin embargo, depende de cada empresa y su modelo de negocio, y caso

que el deudor se muestre señales de significativo deterioro, la norma recomienda que el horizonte sea la vida completa del documento.

Debido a la necesidad de un modelo simple y fácil de mantener y utilizar, se estimarán los parámetros del modelo a partir de promedios (simples y ponderados) históricos de la cartera. Por esta razón no se utiliza ningún tipo de muestreo.

Sobre los clientes VIP, estos tienen un comportamiento y condiciones de pago especiales dentro de la empresa patrocinadora, normalmente son de gran tamaño en cuanto a los montos facturados. El modelo actual establece la estimación de la probabilidad de incumplimiento a través de un segmento en particular y el comportamiento histórico de los clientes más grandes de dicho segmento.

4. Revisión *LGD*: Se realizó una actualización de las pérdidas dado incumplimiento para cada una de las aperturas y segmentaciones definidas. Para estimar el *LGD* se utilizará una metodología cuya elección descansó en la calidad de la información otorgada y la consistencia de los resultados obtenidos. Ninguna de las carteras de la empresa patrocinadora cuenta con registros formales de los pagos realizados por los clientes a los diferentes contratos, estos se encuentran implícitamente capturados en la desaparición de un documento de la base de datos de stock. La metodología existente tiene como objetivo estimar los pagos realizados y los momentos en que estos pagos ocurrieron.

- ***LGD* en función de un límite en la mora de los documentos posterior al incumplimiento:**

Para la cartera de facturas, no existe registro del pago de los documentos, cuando son pagados, castigados o renegociados desaparecen de la base de datos, volviendo indistinguible el evento de pago. Adicionalmente las facturas se mantienen en el registro de la base de datos hasta que son castigadas, una vez terminado al proceso de judicialización, por lo que pueden permanecer años en el sistema y requerirse ventanas más amplias de tiempo de observación que las disponibles, para observar su desaparición de la base de datos. Por estas dos razones, el modelo toma como condición de no pago la superación de los 180 días morosidad, es decir, se asume que si una factura no se paga en los siguientes 6 meses desde su vencimiento, nunca se pagará. Una condición especial tienen los clientes VIP, que pudieren gozar de condiciones especiales de pago, donde un atraso de 6 meses en alguna factura no significa necesariamente un deterioro en la capacidad de pago del cliente.

Lo anterior no quita el hecho que efectivamente un cliente pueda pagar la factura después de superar el plazo mencionado, pero este supuesto conservador permite superar las limitaciones observadas en los datos y generar un incentivo a la gestión temprana de los documentos en incumplimiento, puesto que resulta caro superar los 180 días de la fecha de pago establecida en la factura ($LGD = 100\%$).

En esta metodología se asume también, que si una factura desaparece de la base de datos con menos de 180 días de mora dado su incumplimiento es porque fue pagada, dado que no hay forma de saber si fue renegociada. De esta manera se marcan los documentos que cumplen esta condición posterior al incumplimiento,

identificándose la última fecha en que aparecen en la base de datos, y se descuentan a la tasa WACC de la empresa hasta el período de incumplimiento.

$$LGD_{it} = 1 - \frac{1}{D_{it}} \cdot \left(\sum_{s=t+1}^{\infty} \frac{P_{is} \cdot D_{it}}{(1+r)^{s-t}} \right)$$

Donde D_{it} corresponde al monto asociado a una factura i en condición de incumplimiento, es decir, la exposición del documento en el momento de incumplimiento; P_{is} vale 1 si la factura desaparece de la base de datos en el instante $s > t$ con hasta 180 días y 0 si no; y r es una tasa de descuento e igual a la tasa WACC de la empresa patrocinadora. Calcular el LGD de esta manera es equivalente a utilizar los pagos posteriores al incumplimiento, ponderando los LGD con la deuda al incumplimiento, luego:

$$\overline{LGD} = \frac{\sum_i \sum_t LGD_{it} \cdot D_{it}}{\sum_i \sum_t D_{it}}$$

El momento en que se observa el cliente para determinar sus pérdidas debe definirse en función del tiempo que ha transcurrido desde que cayó en incumplimiento. Con ello pueden calcularse LGD para los clientes que acaban de superar el límite de morosidad X y caer en incumplimiento, o LGD para clientes que acaban de superar $Z > X$ días de morosidad. En particular, para tener estimaciones de pérdidas esperadas para las facturas de clientes en incumplimiento por tramo de morosidad se calculan:

- **LGD al momento del incumplimiento del documento:** Se observan todas las facturas de los clientes/contratos en el momento en que acaban de caer en incumplimiento y se determina la existencia de su pago.
- **LGD a los 60 días, posterior al incumplimiento del documento:** Se observan todas las facturas en el momento en que acaban de superar los 60 días de mora, posterior a un incumplimiento del cliente, y se determina la existencia de su posterior pago.
- **LGD a los 120 días, posterior al incumplimiento del documento:** Se observan todas las facturas en el momento en que acaban de superar los 120 días de mora, posterior a un incumplimiento del cliente, y se determina la existencia de su posterior pago.
- **LGD a los 180 días, posterior al incumplimiento del documento:** Se asume un LGD de 100%.

5. Documentación: Se construyó una documentación con altos estándares acorde a un documento auditable. La documentación debe ser conceptualmente ordenada, con todas las etapas del desarrollo de cada uno de los parámetros (PD , LGD) claramente detalladas, justificadas y respaldadas. La documentación será acompañada por un set de bases de datos, y archivos formato *excel* con toda la información para replicar el proceso y obtención de resultados.

2.5. Desarrollo y Resultados

2.5.0.1. Información preliminar

La cartera de Facturas Masivas presenta varias particularidades, representa la mayor exposición al riesgo de crédito entre todas las carteras de la empresa, sus plazos son acotados, no devengan intereses y se pagan en una sola vez. El riesgo de no pago en estos documentos debería ser menor que en otras carteras, dado que corresponden al pago de insumos críticos para la operativa diaria de los clientes.

Dado que estos activos no generan intereses, su valor no varía con el tiempo, lo que elimina los gastos de cobranza. Además, considerando los plazos acotados de la cartera de Facturas Masivas, se tomará en cuenta únicamente la Probabilidad de Default a 12 meses, dejando fuera la Fase 2.

Como primera aproximación a la segmentación, los clientes se dividen en Concesionarios y No Concesionarios. Los Concesionarios son personas naturales o empresas que arriendan el terreno de una estación de servicio de la empresa patrocinadora, la cual les vende los insumos necesarios para su operación diaria. La empresa posee aproximadamente 700 estaciones, de las cuales cerca de 600 son concesionarias. Los No Concesionarios, también conocidos como industriales, son empresas que compran diversos productos de manera regular y en grandes volúmenes. Además, existe una lista de clientes denominados *VIP*, quienes gozan de mayor flexibilidad en los plazos de pago de sus créditos con la empresa, y para los cuales se aplican consideraciones especiales a la hora de realizar los cobros.

Las facturas de combustibles deberían ser prioritarias entre los pasivos de los clientes, particularmente para los Concesionarios, ya que el impago podría llevar al cierre de sus cuentas con la empresa y, por tanto, al cese del suministro. Asimismo, la calidad crediticia de un concesionario influye en la posibilidad de acceder a concesiones más concurridas o de mayor tamaño. Por esta razón, se espera que esta cartera presente menores pérdidas esperadas que los créditos bancarios o facturas asociadas a insumos menos relevantes para la operativa de las empresas.

2.5.1. Análisis univariado y multivariado

Los datos proporcionados por la empresa patrocinadora incluyen las carteras de cierres de mes desde 2018 hasta 2023, provenientes de la base de datos SAP. Además, se compartió la base de datos de los concesionarios y clientes *VIP*, que fue esencial para aplicar los filtros requeridos por el modelo.

Se consideró fundamental revisar la consistencia y coherencia de los datos recibidos, identificando posibles inconsistencias estructurales en las variables en relación con sus comportamientos históricos. Resultó crucial proporcionar explicaciones para cualquier comportamiento inusual, ya fuera por lógica de negocio, implementación de nuevas políticas, cambios regulatorios o errores operacionales, entre otros. La presentación de las anomalías detectadas a la contraparte, seguida de una discusión, permitió establecer el enfoque adecuado para el tratamiento de los datos.

En la Figura 9 del Anexo A, que ilustra la distribución por tipo de producto (campo "ACC"), se aprecia que los dos productos con mayor número de operaciones son "Combustibles" y "Tarjetas", con aproximadamente dos millones de datos cada uno. No obstante, en cuanto a deuda (campo "Importe en ML"), el producto Combustibles supera al de Tarjetas en más de tres veces el monto. Adicionalmente, se observa que los valores N/A constituyen una gran parte del total de operaciones (66,1%), aunque solo representan el 3,62% del importe total.

La Figura 10 muestra la distribución por tipo de cliente, donde los No Concesionarios representan la mayor parte tanto en número de operaciones como en suma de deuda (campo "Importe en ML").

Una vez concluido el análisis univariado y multivariado, se presentaron los hallazgos más relevantes a la contraparte en un reporte de calidad de datos. Tras su revisión y validación, se confirmó que la información entregada era correcta, lo que permitió continuar con la metodología. A continuación, se detalla cómo el modelo definió la segmentación y el tratamiento que se le dio.

2.5.2. Análisis segmentación

Las definiciones de segmentación de la cartera de facturas masivas del modelo actual incluyen el evento de incumplimiento según el tipo de cliente (Concesionario o No Concesionario) y según el canal de la factura (combustibles, lubricantes, tarjetas y otros). Esto dado que las condiciones de pago acordadas difieren entre estas categorías, luego la cartera se segmenta en:

- **Macrosegmento 1:** Clientes concesionarios y facturas de combustible (C101).
- **Macrosegmento 2:** Clientes concesionarios y facturas de lubricante y otros (C102 y otros ACC).
- **Macrosegmento 3:** Clientes no concesionarios y facturas de combustible (C101).
- **Macrosegmento 4:** Clientes no concesionarios y facturas de tarjeta y otros (C103 y otros ACC).
- **Macrosegmento 5:** Clientes no concesionarios y facturas de lubricantes (C102).

El modelo actual toma como supuesto que un incumplimiento en combustibles es un buen predictor en el corto plazo del incumplimiento en el resto de los productos, puesto que constituye, por lo general, un insumo principal para los clientes y el atraso en su pago es señal de deterioro del cliente. Por esta razón, el incumplimiento de un cliente en el canal de combustible, (macrosegmento 1 si es concesionario y macrosegmento 3 si es no concesionario), genera invariablemente el incumplimiento del cliente en el resto de los canales donde tiene facturas.

Además, la empresa patrocinadora informó que el comportamiento de pago de lubricantes es totalmente diferente al resto de los productos, debido a la competencia existente en este mercado y la facilidad de los clientes para cambiar de proveedor. En este canal es usual observar el pago de las facturas con un mayor atraso que en el caso de combustibles, tarjetas y otros productos, sin constituir este comportamiento un reflejo del deterioro de la capacidad

de pago del deudor, sino más bien a condiciones más laxas de pago como atractivo para mantener su lealtad.

2.5.2.1. Definición de incumplimiento para la cartera

El modelo actual de la empresa patrocinadora incluye una definición que dependerá del tipo de documento y los segmentos de la cartera, debido a las diferencias en los plazos y periodicidad de los pagos, distintas condiciones de facturación entre clientes y productos, entre otros. Los límites de morosidad fueron establecidos a través de conversaciones con la contraparte en la creación del modelo, de manera de incorporar el entendimiento del negocio y comportamiento de pago de sus clientes en los diferentes canales. Es por esta razón que se presume que no se hará una modificación de la segmentación, pues ya tiene incorporada una lógica de negocios.

Adicionalmente, la definición de incumplimiento del modelo se basa en el cliente en lugar de por documento, entre las razones que justifican la decisión están:

- Gestión de cobranza temprana de todos los documentos de un cliente, bastando que se retrase en el pago de uno de ellos.
- Permite capturar correlaciones en el incumplimiento entre los diferentes documentos de un mismo cliente (si tiene problemas en el pago de uno de ellos, es probable que tenga problemas en los demás en un futuro cercano).
- Facilita la gestión de riesgo y análisis de rentabilidad de los clientes de forma integral (aprobación de nuevos pedidos, aumentos de línea, etc.).
- Produce incentivos correctos para el ingreso de los pagos al sistema, asignándolos correctamente al documento correspondiente (resulta caro que un documento permanezca en el sistema sin su pago asignado, pues aumenta su morosidad y lleva a provisionar en mayor proporción el resto de los documentos del cliente).

2.5.2.2. Macrosegmento 1: Concesionario-Combustible

Se considerará un cliente en incumplimiento a aquel que presenta mora mayor a 5 días en alguna de sus facturas de combustibles o que haya tenido una factura judicializada en el período o algún período anterior (sin importar el canal asociado a la factura: combustible o lubricante).

2.5.2.3. Macrosegmento 2: Concesionario-Lubricante y otros

Se considerará un cliente en incumplimiento a aquel que presenta mora mayor a 45 días en alguna de sus facturas (combustible o lubricante) o presente alguna factura judicializada en el período o algún período anterior (sin importar el canal asociado a la factura: combustible o lubricante).

2.5.2.4. Macrosegmento 3: No Concesionario-Combustible

Se considerará un cliente en incumplimiento a aquel que presenta mora mayor a 45 días en alguna de sus facturas de combustible o presente alguna factura judicializada en el período o algún período anterior (sin importar el canal asociado a la factura: combustible, tarjeta, lubricante u otro).

2.5.2.5. Macrosegmento 4: No Concesionario-Tarjeta y otros

Se considerará un cliente en incumplimiento a aquel que presenta mora mayor a 45 días en alguna de sus facturas de tarjetas, combustibles y otros productos o presente alguna factura judicializada en el período o algún período anterior (sin importar el canal asociado a la factura: combustible, tarjeta, lubricante u otro).

2.5.2.6. Macrosegmento 5: No Concesionario-Lubricante

Se considerará un cliente en incumplimiento a aquel que presenta mora mayor a 60 días en alguna de sus facturas de lubricantes y combustibles o presente alguna factura judicializada en el período o algún período anterior (sin importar el canal asociado a la factura: combustible, tarjeta, lubricante u otro).

2.5.2.7. Cartera de Facturas clientes VIP

Los clientes VIP tienen un comportamiento y condiciones de pago especiales dentro de la empresa, y normalmente son de gran tamaño en cuanto a los montos facturados. De manera de caracterizar estos clientes, se estimará la probabilidad de incumplimiento a través de las definiciones del Macrosegmento 3 (No Concesionario – Combustible), pues es el macrosegmento con mayor deuda de la cartera, y dentro de este, se considerará el patrón histórico de los clientes más grandes (exposición del cliente en combustible mayor o igual a 1.000 MM\$).

2.5.2.8. Resultado segmentación

Luego de replicar todos los filtros que se detallarán en secciones posteriores, y de asignar macrosegmentos a cada documento (Figura 3 Anexo B), se nota que existen 3 macrosegmentos predominantes que abarcan aproximadamente un 96 % de la cartera tanto en cantidad de registros como en cantidad de deuda. Particularmente el macrosegmento 3 (No Concesionario-Combustible) tiene mayoría en cantidad de deuda con un aproximado de 72 % y el macrosegmento 4 (No Concesionario-Tarjeta y otros) tiene mayoría en cantidad de registros con un 46 %. Sin embargo, el macrosegmento 1 (Concesionario-Combustible) no es despreciable, con aproximado de 3 % tanto en cantidad de operaciones como de importe.

Esto sumado a que la segmentación fue creada con lógica de negocios propia de la empresa patrocinadora, es que se decidió continuar con la segmentación actual. Concluida esta sección se mostró en detalle la revisión de la segmentación a la contraparte y posterior a su aprobación, se prosiguió con la metodología de *PD*.

2.5.3. Modelo de Probabilidad de Incumplimiento

2.5.3.1. Periodo de observación

Se define como período de observación a aquel período de tiempo en el cual se observa el comportamiento del cliente previo al fenómeno en estudio. Durante este período se realizarán los cálculos y análisis de las variables a considerar, también se aplicarán los criterios de exclusión mencionados en un siguiente apartado. El tiempo definido corresponde a los períodos comprendidos entre enero 2018 y diciembre 2023.

2.5.3.2. Variable dependiente

El modelo actual está basado en información empírica y evidencia estadística. Para lo cual, una vez definido el evento de incumplimiento, se identificó para cada cliente/contrato

en cada una de las carteras si éste presenta algún evento negativo en los siguientes 12 meses al evaluado, es decir, se clasificaron los clientes en cada instante de tiempo según la siguiente figura:

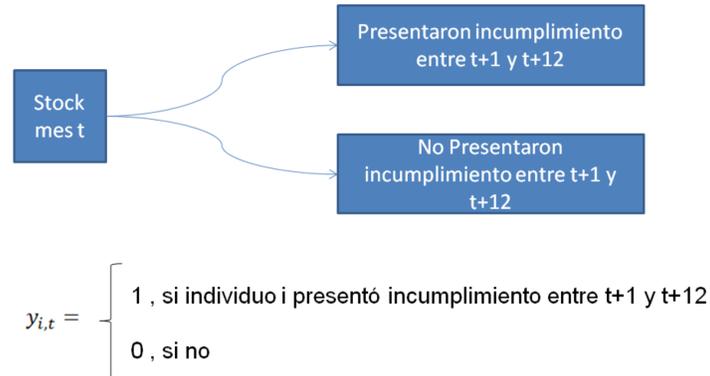


Figura 2.2: Esquema de construcción de la variable dependiente

Luego la variable dependiente y cuyo comportamiento se modelará será y_{it} .

2.5.3.3. Tramificación por Mora

Dado que se desea conocer las transiciones a incumplimiento según el nivel de morosidad de los clientes/contratos es que se segmenta la cartera en cada período en función del tramo de mora al que pertenece el cliente/contrato. Para ello se utiliza la mora máxima del cliente/contrato entre los documentos que tenga en cada período, considerando el arrastre entre macrosegmentos.

El modelo actual define los siguientes tramos de morosidad, que se aplicarán sobre los clientes/contratos vigentes de la cartera:

- Sin mora
- Mora 1-30
- Mora 31-60

Nótese que la mayor mora antes de incumplimiento es 60 días definida para el macrosegmento 5, por lo que todo cliente que tenga al menos un documento que presente mora mayor a 60 días, estará en incumplimiento en ese periodo para ese macrosegmento.

2.5.3.4. Transiciones a Incumplimiento

Las transiciones a incumplimiento en cada período corresponden al porcentaje de clientes/contratos de un segmento determinado, que estando vigentes (no en incumplimiento), transitan a incumplimiento en alguno de los siguientes 12 meses:

$$TR12M_t = \frac{\sum_i y_{it}}{Vigentes_t}$$

Donde y_{it} es la marca de incumplimiento de los clientes/contratos i vigentes en el periodo t y $Vigentes_t$ es el número de clientes/contratos vigentes en el periodo t .

Estas transiciones pueden calcularse para los tramos de morosidad definidos para el modelo:

$$TR12M_t = \frac{\sum_i y_{it} \cdot M_{int}}{Vigentes_{nt}}$$

Donde y_{it} es la marca de incumplimiento de los clientes/contratos i vigentes en el periodo t , M_{int} es igual a 1 si el cliente i pertenece al tramo de morosidad n en el periodo t y $Vigentes_{nt}$ es el número de clientes/contratos vigentes en el tramo de morosidad n en el periodo t .

2.5.3.5. Información utilizada

Para la cartera de facturas masivas y clientes VIP se utilizaron las siguientes variables de la base de datos recibida, proveniente de SAP:

- Identificador del Documento (Cuenta-Nº Doc-Pos-Soc-Año).
- Identificador del cliente (Cuenta).
- Tipo de cliente (Concesionario o No Concesionario).
- Saldos de los documentos (ImporteML).
- Morosidad del documento (Demora).
- Características del cliente (concesionario, no concesionario o VIP).
- Canal del documento (ACC: Combustible (C101), lubricante (C102), tarjeta (C103) u otros).
- Macrosegmento de la factura (según tipo de cliente y canal ACC).
- Clase de documento (Clase).
- Bloqueo de Pago (BP).

A partir de la lista de variables anterior se genera una base de datos agregadas por Periodo-Cuenta-Macrosegmento:

- Saldo total del cliente (suma de los ImporteML).
- Marca judicial del cliente: 1 si tiene bloqueo de pago “J” o “K” en alguno de sus documentos en el período o períodos previos.
- Mora máxima del cliente entre sus documentos (dentro del macrosegmento).
- Tramo de mora del cliente en el macrosegmento (en función de mora máxima).
- Marca de incumplimiento del cliente dentro del macrosegmento (según definición de incumplimiento del macrosegmento).
- Marca de incumplimiento considerando arrastre entre macrosegmentos (incumplimiento en combustible arrastra al resto de los canales).

2.5.3.6. Tratamiento de los datos

La base de datos original que entregó la contraparte fue extraída de SAP, comprende los cierres de mes desde enero 2018 a diciembre 2023. En términos de cantidad de registros, esta contiene 17.968.082 casos. Esta base cuenta con todos los documentos gestionados por la empresa patrocinadora, independiente si son sujetos a riesgo de crédito o no (documentos vigentes, que aún no presentan vencimiento de su obligación, documentos morosos y saldos a favor del cliente). Así, se deben aplicar filtros para dejar aquellos documentos que realmente representan riesgo de crédito.

A la base de datos se le aplican los siguientes filtros antes de proceder con el desarrollo:

- Casos duplicados, dado que se desconoce la causa y son insignificantes tanto en casos como en montos.
- Eliminación de saldos a favor del cliente, entendiendo que no tienen riesgo de crédito, en esta caso como la base es de SAP, se eliminan los valores que son menores a 0.
- Filtrar por la clase de documento, eliminando del análisis aquellos que no están sujetos a riesgo de crédito.
- Excluir las filiales, ya que por el comportamiento particular que tiene este segmento, la inclusión en la base de datos podría distorsionar los resultados del modelo.
- Excluir los clientes VIP, que serán evaluados de forma individual, puesto que pudieren gozar de condiciones especiales de pago.
- Por último, para el modelamiento de la Cartera de Facturas Masivas se consideran aquellos documentos cuyo importe en moneda local sea mayor o igual a \$1.000.000, puesto que, para efectos del modelo, se quieren evaluar aquellas facturas que tengan significancia dentro de la deuda.

2.5.3.7. Resultados *PD*

Al aplicar los filtros mencionados, se obtuvo un dataset con 1.763.787 filas, lo que representa un 9,81 % del total de registros y un 70,5 % del monto de deuda respecto a la base original. Al agrupar los datos por tramo de mora (Figura 1, Anexo B), se observa que la mayoría de los clientes se encuentran al día en cuanto a cantidad de registros, representando más del 50 % del importe total. El siguiente tramo más representativo es el de mora entre 1 y 30 días, que constituye aproximadamente un 17 % tanto en cantidad de registros como en deuda total. Cabe destacar que el tramo de más de 90 días es el tercer más grande en número de operaciones y el segundo en monto de deuda, con un 22,2 %.

Al segmentar por incumplimiento (Figura 2, Anexo B), se puede observar que el 80 % de la cartera no presenta incumplimiento. Sin embargo, aunque solo cerca del 20 % del total de operaciones está en situación de incumplimiento, estas representan aproximadamente el 28 % del importe total. En cuanto a los macrosegmentos (Figuras 1, 2, 3, 4 y 5, Anexo C), se aprecia que los tres macrosegmentos de mayor tamaño, tanto en número de operaciones como en monto de deuda, presentan también los mayores porcentajes de incumplimiento. En particular, el macrosegmento 3, que representa cerca del 72 % de la deuda total, tiene un porcentaje de incumplimiento elevado (27 %). Por otro lado, los macrosegmentos más

pequeños (1 y 2) tienen tasas de incumplimiento del 7% y 8% respectivamente, y en conjunto representan solo un 3% de la deuda total.

Siguiendo la metodología establecida, se generó un dataset agrupado por Periodo-Cuenta-Macrosegmento, indicando la mora máxima del cliente en cada periodo y en cada macrosegmento, así como la suma de los importes de cada documento. La marca de incumplimiento se proyectó a un año para los periodos entre enero de 2018 y diciembre de 2022, y se calcularon las transiciones a 12 meses para cada combinación de Periodo-Cuenta en cada macrosegmento y tramo de mora. Finalmente, para calcular la probabilidad de default (PD), se filtraron todas las combinaciones de Periodo-Cuenta-Macrosegmento que no estaban en incumplimiento en el instante de observación, permitiendo así calcular la verdadera probabilidad de que un cliente incumpla su contrato. El promedio de las transiciones a 12 meses fue utilizado para obtener la PD . Los resultados se muestran en la figura siguiente:

Probabilidad de Incumplimiento 12M - Cartera Facturas Masivas					
	Concesionario Combustible	Concesionario Lubricante	No Concesionario Combustible	No Concesionario Tarjetas y otros	No concesionario Lubricante
Al día	0,51%	0,91%	0,77%	0,71%	3,09%
Mora 1-30	1,08%	6,60%	7,49%	14,03%	11,66%
Mora 31-60	-	29,41%	42,63%	56,80%	35,68%

Figura 2.3: PD cartera Facturas masivas

Se observa que la PD en el macrosegmento 1: Concesionario-Combustible es la más baja en todos los tramos de mora. Además, para los clientes que se encuentran al día, la PD es muy baja en toda la cartera. Sin embargo, en el macrosegmento 4: No Concesionario-Tarjeta y otros, los clientes con mora entre 31 y 60 días presentan la probabilidad de default más alta.

En cuanto a los clientes VIP de la cartera de facturas masivas, debido a la imposibilidad de realizar cálculos estadísticos sobre este segmento, se ha optado por utilizar un criterio cualitativo para determinar la probabilidad de incumplimiento. Como primera aproximación, se analiza la evolución histórica de la transición al incumplimiento de clientes No Concesionarios-Combustibles de gran tamaño (con deudas superiores a 1.000MM\$), que se muestra en la figura siguiente:

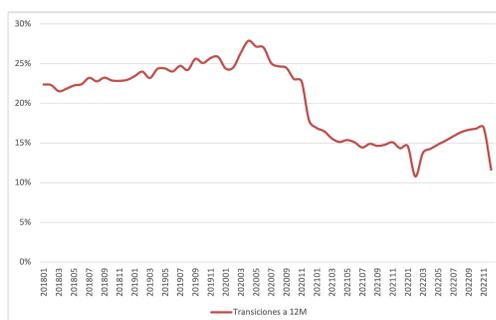


Figura 2.4: Evolución histórica TR12M - Clientes grandes Macrosegmento 3

3

La probabilidad de incumplimiento, calculada como el promedio de las transiciones históricas, es del 20,55 %. En comparación, los clientes con mayores exposiciones presentan un mayor riesgo que el promedio de los clientes No Concesionarios-Combustibles, cuyo PD es del 16,96 %. Esto puede explicarse por la mayor capacidad de negociación y obtención de condiciones especiales de pago de estos clientes, lo que no se refleja en la definición de incumplimiento utilizada. Es decir, superar los 45 días de mora no necesariamente indica un deterioro en la capacidad de pago de los clientes VIP, sino que es un reflejo de su capacidad de negociación y las flexibilidades otorgadas debido a su tamaño.

Por esta razón, se considerará que el riesgo de incumplimiento de los clientes VIP con una morosidad inferior a 120 días es equivalente al riesgo de los clientes No Concesionarios-Combustibles que se encuentren al día. En otras palabras, se utilizará una definición de incumplimiento a los 120 días de mora, con una probabilidad de incumplimiento equivalente a la PD de los clientes del macrosegmento 3 que se encuentren al día:

	<u>PD clientes VIP</u>
Al día	0,77%
Mora 1-120	0,77%

Figura 2.5: PD clientes VIP

Concluido el cálculo de PD para la cartera de facturas masivas (facturas normales y clientes VIP), para cada segmento y para cada tramo de mora, se procede a continuar con la metodología. A continuación se detallará la forma en la que se calculó la LGD .

2.5.4. Modelo de Pérdidas dado Incumplimiento (LGD)

2.5.4.1. Periodos de pagos

Se define como período de pagos aquel intervalo de tiempo en el cual se observa el comportamiento de pagos del cliente posterior al incumplimiento o castigo. El tiempo definido para esta etapa corresponde a los periodos comprendidos entre enero 2018 y Diciembre 2023.

2.5.4.2. Ventana de desempeño

La ventana fijada es infinita dentro del horizonte de observación disponible para en análisis y al menos 24 meses de observación, es decir, se considerarán todos los pagos desde el momento del incumplimiento, para todos los clientes/contratos que transitaron a incumplimiento antes de enero de 2022.

2.5.4.3. Tramificación por mora posterior al incumplimiento

Dado que se desea conocer las pérdidas dado incumplimiento según el nivel de morosidad de los clientes/contratos, es que se segmenta la cartera en cada periodo en función del tramo de mora al que pertenece el cliente/contrato. Para ello se utiliza la mora del cliente/documento/contrato.

2.5.4.4. Macrosegmento 1: Concesionario-Combustible

Se definen los siguientes tramos de morosidad de los documentos (no del cliente), que se aplicarán a los clientes en incumplimiento del segmento:

- Mora menor a 30 días (hasta 25 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora entre 31 y 60 (desde 26 hasta 55 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora entre 61 y 120 días (desde 56 hasta 115 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora entre 121 y 180 días (desde 116 hasta 175 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora mayor a 180 días (desde 176 días días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).

2.5.4.5. Macrosegmentos 2 (Concesionario-Lubricante), 3 (No Concesionario-Combustible), 4 (No Concesionario-Tarjeta y otros)

Se definen los siguientes tramos de morosidad de los documentos (no del cliente), que se aplicarán a los clientes en incumplimiento del segmento:

- Mora entre 31 y 60 (hasta 15 días después de haber caído en incumplimiento según definición de cada macrosegmento).
- Mora entre 61 y 120 días (desde 16 hasta 75 días después de haber caído en incumplimiento según definición de cada macrosegmento).
- Mora entre 121 y 180 días (desde 76 hasta 135 días después de haber caído en incumplimiento según definición de cada macrosegmento).
- Mora mayor a 180 días (desde 136 días después de haber caído en incumplimiento según definición de cada macrosegmento).

2.5.4.6. Macrosegmentos 5: No Concesionario-Lubricante

Se definen los siguientes tramos de morosidad de los documentos (no del cliente), que se aplicarán a los clientes en incumplimiento del segmento:

- Mora entre 61 y 120 días (hasta 60 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora entre 121 y 180 días (desde 61 hasta 120 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).
- Mora mayor a 180 días (desde 121 días después de haber caído en incumplimiento según definición de macrosegmento).

2.5.4.7. Información utilizada

La base de datos y variables utilizadas para estimar los modelos de *LGD* en cada segmento de la cartera son las mismas que se utilizaron para el modelo de *PD*. Los campos necesarios y los filtros aplicados sobre los datos siguen la misma descripción que en el modelo de *PD*.

A partir de la base de datos filtrada (1.763.787 filas), se construyó una base de datos a nivel de cuenta-documento ("Cuenta", "Nº doc.", "Pos", "Soc". "Año") que tiene incorporadas las siguientes variables:

- Saldo total del documento (Importe en ML).
- Marca judicial del cliente: 1 si tiene bloqueo de pago “J” o “K” en alguno de sus documentos en el periodo.
- Macrosegmento al que pertenece el documento.
- Mora del documento (Demora).
- Tramo de mora del documento (en función del macrosegmento y de la mora del documento)
- Marca de incumplimiento (en función del macrosegmento y la mora del documento).
- Último periodo en que el documento aparece en la base de datos.
- Mora del documento en el último periodo en el que aparece en la base de datos.

Finalmente para la estimación de la *LGD* de los clientes VIP, siendo consistentes con el análisis de *PD* de estos documentos, se utilizó la información de comportamiento de pago de clientes del macrosegmento 3 utilizados en la estimación de *PD*. De la base *LGD* de facturas masivas se seleccionaron los registros de aquellos clientes del macrosegmento 3 considerados en la estimación de *PD*, donde el periodo sea igual al periodo de incumplimiento.

2.5.4.8. Resultados Pérdida dado Incumplimiento (*LGD*)

La base de datos a nivel de documento, resultante de las agregaciones, filtros y cálculos descritos en la sección anterior, cuenta con 23.947 registros. Como se puede apreciar en la Figura 1 del Anexo D, esta cifra representa el 0,13 % del total de registros y el 0,91 % del saldo de deuda en comparación con la base de datos original. Es importante destacar que la mayoría de los datos se concentran en los tramos de mora entre 31-60 días y 61-120 días. De los documentos que se encuentran en incumplimiento, un 40 % y un 38 % corresponden a estos tramos de mora, respectivamente.

Continuando con la metodología y replicando la fórmula descrita previamente, se modelaron los casos base. El primer caso se aplica cuando la demora asociada a la última aparición del documento en la base de datos supera los 180 días de mora o cuando el documento presenta una marca judicial; en estos casos, la *LGD* se establece automáticamente en 1. El segundo caso corresponde a documentos que solo aparecen una vez en la base de datos; en este caso, se calcula la fracción del mes que permaneció después del incumplimiento y se descuenta el valor presente correspondiente a dicha fracción de tiempo.

Para cualquier otro caso, se registró la cantidad de días en mora por documento, lo que permitió aplicar la fórmula directamente.

La tasa WACC utilizada para descontar el monto asociado a las facturas fue fija, con un valor del 9,368 % anual (Naula Sigua, 2019). De esta manera, se logró calcular una *LGD* para todos los documentos. A continuación, se presentan los resultados principales por macrosegmento y tramo de mora dado el incumplimiento:

Pérdida dado incumplimiento - Cartera Facturas Masivas					
	<i>Concesionario Combustible</i>	<i>Concesionario Lubricante</i>	<i>No Concesionario Combustible</i>	<i>No Concesionario Tarjetas y otros</i>	<i>No concesionario Lubricante</i>
Mora menor a 30	4,50%	-	-	-	-
Mora menor a 60	8,51%	4,63%	8,91%	35,70%	-
Mora 61-120	17,08%	31,57%	15,05%	45,30%	18,19%
Mora 121-180	47,41%	56,72%	23,53%	51,30%	37,66%
Mora mayor a 180	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Figura 2.6: Pérdida dado incumplimiento cartera Facturas Masivas

Se observó que las pérdidas dado incumplimiento (*LGD*) variaron considerablemente según el macrosegmento y los tramos de mora. El macrosegmento con mayores pérdidas fue el 4: No Concesionarios, Tarjeta y otros, mientras que el Macrosegmento 3: No Concesionario-Combustible presentó menos variaciones por tramo de mora.

Para los clientes vigentes, se aplicó el *LGD* correspondiente al primer tramo de mora al estimar sus pérdidas esperadas. Esto se debe a que, en caso de caer en incumplimiento, lo harán comenzando desde el tramo de menor mora.

En cuanto a los clientes VIP, debido a la imposibilidad de realizar cálculos estadísticos sobre este segmento, se empleó un criterio cualitativo para determinar la pérdida dado incumplimiento (*LGD*) en esta cartera. En primer lugar, se consideró que el riesgo de los clientes VIP con una morosidad menor a 120 días es similar al de los clientes No Concesionarios-Combustibles (Macrosegmento 3) en el tramo de 31-60 días, por lo que se utilizó el mismo *LGD* de ese tramo.

Para el tramo de 121-150 días de mora, se utilizaron los resultados del modelo de *LGD* aplicado a clientes de gran exposición en el tramo de 60-90 días, con un *LGD* de 10,02 %. En el tramo de 151-180 días de mora, se utilizó juicio experto en colaboración con el equipo de la empresa patrocinadora, acordando continuar con el modelo anterior y aplicar un *LGD* del 25 %. Finalmente, para las facturas con más de 180 días de morosidad, se asumió un *LGD* del 100 %.

Tramo de mora	Clientes VIP
Mora menor a 120	8,91%
Mora 121-150	10,02%
Mora 151-180	25,00%
Mora mayor a 180	100,00%

Figura 2.7: Pérdida dado incumplimiento clientes VIP

Luego de haber calculado la Probabilidad de Incumplimiento y la Pérdida dado Incumplimiento, se procedió a calcular los índices de provisión.

2.5.5. Índice de provisión

Se entiende por índice de provisión el porcentaje de la exposición crediticia que una entidad debe provisionar para cubrir posibles pérdidas derivadas de incumplimientos. Es importante destacar que los índices de provisión dependen de si el cliente se encuentra o no en incumplimiento. En este contexto, cabe recordar que el modelo utiliza una definición de incumplimiento basada en el cliente, en lugar de por documento. Los clientes se consideran en incumplimiento en un macrosegmento particular si tienen algún documento que excede el límite de morosidad establecido para ese macrosegmento, o si tienen algún documento del macrosegmento combustible que supera dicho límite (haciendo distinción entre clientes Concesionarios y No Concesionarios).

En el caso de los clientes vigentes (no en incumplimiento), el índice de provisión es el mismo para todos los documentos en el macrosegmento y depende de la mora máxima entre todos ellos. Para los clientes en incumplimiento, el índice de provisión varía según la mora de cada documento en particular. Por esta razón, puede haber documentos al día de un cliente clasificado como en incumplimiento, los cuales deben provisionarse de acuerdo con el tramo de mora correspondiente según la tabla de incumplimientos.

Las tablas con los índices de provisión para los diferentes macrosegmentos de la cartera de Facturas Masivas, basados en las estimaciones realizadas, se presentan en las Figuras 2.8 y 2.9.

De los resultados obtenidos, se concluye que el macrosegmento 4: No Concesionario (Industriales), Tarjeta y otros presenta el mayor índice de provisión en casi todos los tramos de mora. Además, para los clientes que aún no están en incumplimiento (vigentes) y tienen documentos con mora entre 31 y 60 días posterior a la fecha de pago, el modelo indica que deben provisionar un 20 %.

		Concesionario Combustible		Concesionario Lubricante		Industriales Combustible	
		Tramo	Provisión	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión
Cartera Vigente	Al día		0,02%	Al día	0,04%	Al día	0,07%
	Mora 1-30		0,05%	Mora 1-30	0,31%	Mora 1-30	0,67%
Cartera incumplimiento	Mora 31-60			Mora 31-60	1,36%	Mora 31-60	3,80%
	Mora menor a 30	4,50%		Mora menor a 60	4,63%	Mora menor a 60	8,91%
	Mora menor a 60	8,51%		Mora 61-120	31,57%	Mora 61-120	15,05%
	Mora 61-120	17,08%		Mora 121-180	56,72%	Mora 121-180	23,53%
	Mora 121-180	47,41%		Mora mayor a 180	100,00%	Mora mayor a 180	100,00%
	Mora mayor a 180	100,00%		Judiciales	100,00%	Judiciales	100,00%

		Industriales Tarjetas y otros		Industriales Lubricante	
		Tramo	Provisión	Tramo	Provisión
Cartera Vigente	Al día		0,25%	Al día	0,56%
	Mora 1-30		5,01%	Mora 1-30	2,12%
	Mora 31-60		20,27%	Mora 31-60	6,49%
Cartera incumplimiento	Mora menor a 60	35,70%		Mora menor a 60	-
	Mora 61-120	45,30%		Mora 61-120	18,19%
	Mora 121-180	51,30%		Mora 121-180	37,66%
	Mora mayor a 180	100,00%		Mora mayor a 180	100,00%
	Judiciales	100,00%		Judiciales	100,00%

Figura 2.8: Índice de provisiones cartera Facturas Masivas

Tramo	Provisión
Al día	0,07%
Mora menor a 120	0,07%
Mora 121-150	10,02%
Mora 151-180	25,00%
Mora mayor a 180	100,00%

Figura 2.9: Índice de provisiones clientes VIP cartera Facturas Masivas

2.6. Discusiones

El desarrollo del proyecto ha permitido la correcta calibración del modelo de pérdida esperada para la cartera de Facturas Masivas de la empresa patrocinadora, conforme a la normativa IFRS 9. A pesar de que no se actualizó la metodología existente, esta se sigue apegando a las regulaciones y estándares normativos exigidos por la CMF. Sin embargo, a lo largo del proceso se notó la existencia de diversas oportunidades de mejora para robustecer el modelo utilizado y metodología implementada.

Entre los objetivos que se plantearon para este proyecto, está el cálculo de nuevos parámetros de Probabilidad de Incumplimiento y Pérdida Dado Incumplimiento, respecto al modelo anterior, actualizado el 2020. Sobre el primer parámetro (PD), los resultados obtenidos muestran leves disminuciones en los tramos de mora para todos los macrosegmentos, a excepción del macrosegmento 4 (No Concesionario-Tarjetas y otros), particularmente en el tramo de mora 31-60 días, donde las diferencias están en torno a 10% superior con respecto

a la última actualización (Figura 6 Anexo C). Este incremento podría sugerir que el macrosegmento mencionado haya experimentado un deterioro en la capacidad de pago, lo que sería un gran hallazgo para la empresa patrocinadora dado que se trata del segmento con mayor cantidad de operaciones.

Respecto a la *LGD*, si bien los resultados obtenidos no mostraron un patrón generalizado de comportamiento con respecto a los resultados del modelo previo, se da cuenta que, en general, la pérdida dado incumplimiento para los clientes en el menor tramo de mora es mucho más alta para todos los macrosegmentos, por ejemplo, para un cliente No Concesionario-Combustible que acaba de entrar en incumplimiento con 45 días de mora del documento, se tendrá que provisionar un 8,91 % del total de la exposición. Al compararlo con los resultados del ejercicio pasado, es un aumento de más de 7%. Más aún, en el Macrosegmento 4 (No Concesionarios - Tarjeta y otros), la *LGD* para el nivel más bajo de mora una vez caído en incumplimiento es 35,7 % (casi 33 % más que el último ejercicio), apoyando la hipótesis de que el segmento se ha vuelto más riesgoso.

En cuanto a los índices de provisiones, el Macrosegmento 2 (Concesionarios - Lubricantes) para la cartera al día obtuvo un resultado alineado con el modelo anterior, mientras que los demás macrosegmentos muestran resultados considerablemente más altos. Para la cartera en incumplimiento, los resultados corresponden a la *LGD*. Se observa una reducción en la variabilidad entre los valores más altos y más bajos dentro de cada macrosegmento en comparación con el ejercicio anterior, especialmente en el Macrosegmento 3, donde la dispersión pasó del 65,42 % al 14,62 %. Este hallazgo es particularmente relevante, ya que el Macrosegmento 3 es el más grande en cuanto a cantidad de deuda. Dado que uno de los objetivos del proyecto era reducir la variabilidad en los resultados del modelo de provisiones, esta menor dispersión en los índices sugiere una mayor estabilidad y predictibilidad en las pérdidas dado incumplimiento.

No obstante, al analizar la Figura 4 del Anexo E, se observa que la mayor concentración de deuda se encuentra en el Macrosegmento 3, en los tramos de mora al día y 1-29 días, con aproximadamente un 44 % de la deuda total. Además, el Macrosegmento 4, en el tramo de mora al día, representa un 14 % de la deuda total de la cartera. Al complementar este análisis con los resultados de los índices de provisiones, se puede ver que, en el caso del Macrosegmento 3 en los tramos de mora mencionados, es necesario provisionar entre cinco y seis veces más, mientras que para el Macrosegmento 4, clientes al día, las provisiones aumentan casi catorce veces. Esto genera un impacto significativo, con un aumento aproximado del 430 % en las provisiones solo debido a los macrosegmentos y tramos de mora indicados.

Se identificaron varios espacios de mejora en el modelo y el trabajo realizados. En primer lugar, la metodología de cálculo de la *PD* presenta oportunidades de optimización. Aunque el enfoque utilizado fue detallado y preciso en el manejo de los datos, se basó en promedios simples y ponderados, lo cual cumple con los requisitos normativos pero puede no ser suficiente para capturar la complejidad y las dinámicas de riesgo asociadas a la cartera de Facturas Masivas. Además, se echó en falta un enfoque prospectivo, que es una característica clave en los modelos modernos de *PD*. Factores macroeconómicos y de mercado, como el Producto Interno Bruto (PIB), las tasas de interés y la inflación, influyen directamente en la capacidad de pago de los clientes, y por ende, en la probabilidad de incumplimiento.

En este contexto, sería recomendable evaluar la incorporación de modelos más avanzados basados en técnicas de *Machine Learning* o *Deep Learning*. Algoritmos de clasificación, como árboles de decisión o redes neuronales, podrían proporcionar mayor robustez y precisión en la estimación de la *PD*. Estos enfoques también permitirían una evaluación más precisa del riesgo bajo escenarios económicos adversos, ayudando a la empresa a implementar estrategias más efectivas de mitigación del riesgo.

En cuanto a la metodología de cálculo de la *LGD*, el enfoque basado en pagos posteriores al incumplimiento cumple con las normativas, pero la fórmula utilizada presenta ciertas limitaciones. Actualmente, el valor máximo de *LGD* por documento se alcanza a los 179 días con un 4,35 %, independientemente del monto de la deuda -puesto que no existen cobros de intereses ni reajustes de deuda por inflación-. Sin embargo, a partir de los 180 días de mora, el *LGD* asciende al 100 % de la exposición. Un ajuste en la fórmula para suavizar esta transición podría ser beneficioso, como por ejemplo, emplear una combinación convexa entre el valor actual y 1, lo que permitiría una curva más gradual.

Adicionalmente, debido a la definición de "arrastre" en el modelo, algunos documentos se clasifican en incumplimiento a pesar de estar al día, y la metodología no aclara cómo se modela su *LGD*. Esto puede llevar a resultados incorrectos, como valores negativos de *LGD*. Se propone, por tanto, la implementación de metodologías que aborden adecuadamente todos los casos, utilizando técnicas más avanzadas para el cálculo del riesgo crediticio.

La segmentación, un aspecto crucial del modelo, también fue identificada como un punto de mejora, ya que de ella dependen todas las definiciones de los parámetros. Aunque se realizó una revisión de la segmentación, analizando la cantidad de casos y las agrupaciones por tramos de mora e importe, esta se basó exclusivamente en la lógica de negocios proporcionada por la empresa. No se exploraron alternativas que pudieran mejorar la precisión en la clasificación del riesgo. Como propuesta, el uso de técnicas avanzadas de *business analytics*, e incluso enfoques de *Machine Learning*, como el análisis de *clusters* o la segmentación basada en comportamientos, podrían haber aportado un mayor valor. Estas técnicas podrían ofrecer insights más profundos y permitir una identificación más precisa de subgrupos dentro de los macrosegmentos existentes, revelando patrones de pago más claros e incluso comportamientos no intuitivos. Esto no solo mejoraría la precisión del modelo, sino que también permitiría a la empresa diseñar estrategias de mitigación de riesgos más efectivas, adaptadas a las características específicas de cada grupo de clientes.

El modelo actual también presenta una inconsistencia en la definición de los incumplimientos y los tramos de mora. Por ejemplo, definir el incumplimiento a los 5 días (Macrosegmento 1: Concesionarios-Combustibles), y luego utilizar un tramo de mora de 1 a 30 días, genera una situación en la que, al analizar la *PD* por tramos de mora, la *PD* se ve sobreponderada por aquellos documentos que han permanecido en incumplimiento por más tiempo. Desde el día 6 hasta el día 30, el incumplimiento se considera constante, lo cual no refleja de manera precisa la probabilidad real de incumplimiento dentro del macrosegmento. Esta inconsistencia puede llevar a distorsiones en la evaluación del riesgo, lo que sugiere la necesidad de ajustar la segmentación para capturar mejor las dinámicas de incumplimiento en los diferentes tramos de mora. Otra inconsistencia se presenta en las etiquetas de tramos de mora para los índices de provisiones del modelo desarrollado el 2020 (Figura 1, Anexo E), puesto que difieren de

las definiciones de incumplimiento del modelo. Y los tramos de mora conversan con dichas definiciones.

El tratamiento de los clientes VIP requiere un enfoque más detallado, ya que debido a su tamaño y condiciones especiales de pago, exhiben comportamientos de pago distintos que no son completamente capturados por el modelo actual. En el cálculo de la PD , se decidió asociar el comportamiento de este segmento a los clientes con grandes montos del Macrosegmento 3 (No Concesionario-Combustible), bajo el argumento de que este macrosegmento concentra la mayor parte de la deuda. No obstante, la asignación de una probabilidad de incumplimiento similar para los clientes VIP, especialmente a los 120 días de mora, carece de una justificación metodológica sólida, lo que sugiere que este enfoque podría no reflejar adecuadamente el riesgo real de este grupo de clientes.

Una situación similar se presenta con la LGD , donde se consideró que el riesgo de los clientes VIP era equiparable al de los clientes del macrosegmento 3 (No Concesionario-Combustible) al día, especialmente en los tramos de mora de 121 a 180 días, utilizando criterios de experto sin un respaldo estadístico suficiente. Esto pone en duda la validez estadística de los resultados obtenidos.

Para abordar este problema, sería recomendable desarrollar un modelo específico para los clientes VIP, basado en patrones históricos de comportamiento que ofrezca una estimación más precisa de su riesgo. La aplicación de técnicas de *Machine Learning* podría ser valiosa en este contexto, ayudando a identificar patrones no evidentes en este segmento y mejorando la capacidad predictiva del modelo.

Una limitación relevante del modelo actual es la falta de pruebas de robustez que permitan validar su precisión y confiabilidad. No se llevaron a cabo pruebas de backtesting con provisiones reales, lo cual habría permitido comparar las predicciones del modelo con los resultados históricos y verificar su exactitud. Además, no se realizó una evaluación del desempeño del modelo de PD mediante la curva ROC, clave para analizar su capacidad predictiva y distinguir entre buenos y malos pagadores. También se carece de un análisis de sensibilidad para la LGD utilizando distintos umbrales (*thresholds*) de $LGD = 1$, lo que habría permitido entender cómo varían las pérdidas estimadas bajo diferentes condiciones de mora. Del mismo modo, no se exploró la sensibilidad de la PD , lo que podría haber revelado cómo cambios en las condiciones macroeconómicas u otros factores afectan la probabilidad de incumplimiento.

Finalmente, se considera que dada la metodología existente y que la empresa patrocinadora no deseaba cambiarla, los objetivos propuestos al inicio del proyecto estuvieron bien planteados. Y si bien se han cumplido alcances y metodologías propuestas, es fundamental el reconocimiento que ningún modelo es infalible ni está exento de posibles mejoras. La normativa IFRS 9 ofrece la flexibilidad necesaria para desarrollar modelos propios, lo que permite a las empresas adaptar las definiciones y segmentaciones a su realidad específica. Sin embargo, esta holgura normativa también implica un riesgo: La posibilidad de que el modelo, a pesar de su alineación con los requerimientos regulatorios, pueda sobreestimar o subestimar el riesgo crediticio real de la cartera. Es por ello que la innovación continua y la reevaluación periódica del modelo son esenciales para asegurar que este refleje de la mejor

manera posible las pérdidas crediticias esperadas. Es por esto que se presume que el modelo presenta limitaciones en su aplicabilidad fuera del entorno específico de la empresa, y que el proyecto le sirve a la empresa patrocinadora por un tiempo limitado, y no está adaptado para largo plazo.

Capítulo 3

Conclusiones

El proyecto de calibración del modelo de pérdida esperada para la cartera de Facturas Masivas de la empresa patrocinadora, en cumplimiento con la normativa IFRS 9, logró cumplir tres de los cuatro objetivos planteados inicialmente. La metodología aplicada permitió llevar a cabo con éxito todas las etapas del proyecto, destacándose la generación de un reporte sobre la calidad de los datos, el cálculo de nuevos parámetros clave como la probabilidad de incumplimiento (PD) y la pérdida dado incumplimiento (LGD), y la entrega de documentación detallada y auditable del proceso realizado.

Durante el desarrollo del proyecto se enfrentaron diversas limitaciones, principalmente derivadas de la ambigüedad del modelo preexistente y de los supuestos bajo los que fue construido. Además, los requisitos de la empresa patrocinadora, que solicitó mantener intacto el modelo original y solo recalcular los parámetros, añadieron cierta rigidez al proceso. La flexibilidad de la norma IFRS 9, que permite a las empresas adaptar los modelos según su interpretación, también contribuyó a algunos retrasos en el proyecto. A pesar de estas dificultades, se cumplió el objetivo principal: calibrar el modelo de pérdida esperada para la cartera de Facturas Masivas, dejando a la empresa en alineación con la normativa y proporcionando importantes conocimientos sobre el comportamiento de su cartera, lo que contribuirá a una mejor gestión del riesgo crediticio.

Al comparar los resultados obtenidos con la versión anterior del modelo, se detectaron aumentos significativos en los parámetros PD y LGD para ciertos tramos de mora, especialmente en el macrosegmento 4 (No Concesionarios-Tarjetas y otros), que experimentó un deterioro notable en su calidad crediticia. Este hallazgo es relevante, ya que sugiere un mayor riesgo asociado a los clientes de este macrosegmento, que es el más grande en número de operaciones. El aumento en los índices de provisiones indica que la empresa debe ser más cautelosa al otorgar grandes créditos a estos clientes. Concretamente, este incremento en la probabilidad de incumplimiento y en la pérdida esperada podría implicar un aumento considerable en las provisiones, impactando las finanzas de la empresa. Junto con el macrosegmento 3 (Industriales-Combustibles), estos dos segmentos requerirán provisiones al menos cuatro veces superiores en comparación con el ejercicio anterior.

Finalmente, aunque la calibración de los parámetros clave permitió mejorar la alineación del modelo con los requisitos de la IFRS 9, se identificaron áreas de mejora en cada etapa de la metodología, que podrían fortalecer la robustez del modelo. Una de las principales

oportunidades es la integración de técnicas avanzadas de *Machine Learning*, que permitirían la creación de modelos predictivos más sofisticados y precisos. Estos modelos podrían capturar dinámicas no intuitivas en los datos, ofreciendo estimaciones más exactas de los parámetros clave y optimizando la gestión del riesgo crediticio. La implementación de estas técnicas no solo respondería mejor a las exigencias regulatorias, sino que también proporcionaría a la empresa una ventaja competitiva, permitiéndole gestionar sus pérdidas crediticias en un entorno económico volátil y en constante evolución.

Bibliografía

- [1] Deloitte. (2019). NIIF 9 - Instrumentos financieros. Deloitte Touche Tohmatsu Limited. Disponible en: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/cr/Documents/auditor/documentos/niif-2019/NIIF%209%20-%20Instrumentos%20Financieros.pdf>
- [2] PwC. (2023). IFRS 9: Financial Instruments: IFRS Reporting. PricewaterhouseCoopers. Disponible en: <https://www.pwc.com/IFRS9>
- [3] La Tercera. (2023). Consumo de combustibles en el país cayó en 2023. Disponible en: <https://www.latercera.com/>
- [4] Asociación Nacional Automotriz de Chile (ANAC). (2022). Informe de crecimiento del parque automotriz en Chile. Disponible en: <https://www.anac.cl/informes/crecimiento-parque-automotriz-2022>
- [5] Informes de Expertos. (2024). Mercado de Energías Renovables en Chile, Informe 2024-2032. Disponible en: <https://www.informesdeexpertos.com/informes/mercado-de-energias-renovables-en-chile>
- [6] Funding Circle. (n.d.). Pérdida esperada. Funding Circle. Disponible en: <https://www.fundingcircle.com/es/diccionario-financiero/perdida-esperada>
- [7] NBER. (2013). The Impact of Greater Transparency in Financial Markets. National Bureau of Economic Research. Disponible en: <https://www.nber.org/papers/w19417>
- [8] Moody's Analytics. (2021). Tracking the Impact of Covid-19 on Credit Risk. Moody's Analytics. Disponible en: <https://ma.moodys.com/rs/961-KCJ-308/images/Tracking%20the%20Impact%20of%20Covid-19%20on%20Credit%20Risk%20-%20Combined.pdf>
- [9] McKinsey & Company. (2021). How oil and gas is navigating the energy transition. McKinsey & Company. Disponible en: <https://www.mckinsey.com/industries/oil-and-gas/our-insights/how-oil-and-gas-is-navigating-the-energy-transition>
- [10] Comisión Nacional de Energía. (2023). Uso de combustibles en empresas industriales y de transporte en Chile. Disponible en: <https://www.cne.cl/informes/uso-combustibles-industria-transporte-2023>
- [11] Martínez, T. (2020). Comparación de modelos *Machine Learning* aplicados al riesgo de crédito, Universidad de Concepción. Disponible en: <http://repositorio.udec.cl/bitstream/11594/9846/1/Tesis%20Tamahi%20Martinez.pdf>
- [12] Naula Sigua, F. (2019). Valoración de Empresas: Copec S.A.. Universidad de Chile. Disponible en: <https://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/173661/Naula%20Sigua%20Freddy.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Anexos

Anexo A. Análisis Univariado y Multivariado

Tabla A.1: Campos y Descripciones en la Base de Datos.

Campos	Descripción
Asignación	La asignación es una información adicional en la posición del documento, generalmente en cuentas de deudor es el Rut
Pos	Todas las posiciones que integran un documento contable reciben un número con el cual pueden ser identificadas unívocamente. Los números son asignados de forma consecutiva por el sistema al crearse el documento.
Soc.	Clave que identifica unívocamente la sociedad.
Contrato	Número con el que se identifica claramente el préstamo, el contrato de alquiler, etc. El número de contrato puede asignarse externamente con el usuario o se indica internamente con el sistema.
Cuenta	El número de documento de referencia puede contener el número de documento en el interlocutor comercial. Sin embargo, este campo también puede estar relleno de otra forma. Es el código de Sap del deudor.
Clv.r	En este campo se pueden introducir los datos del interlocutor comercial para la operación comercial.
ACC	El área de control de créditos es la entidad organizativa que especifica y controla el límite de crédito para clientes. El área de control de créditos puede abarcar una o más sociedades.
Dem.neto	Número de días que transcurren entre la fecha actual y la fecha del vencimiento neto.
Clase	La clase de documento sirve para clasificar los documentos contables.
D/H	Muestra a qué lado de la cuenta (S = Debe, H = Haber) se realiza la actualización de las cifras de movimientos.
BP	Indica el motivo por el cual un documento se ha bloqueado para el pago.
Importe en ML	Importe en moneda local con signo +/-

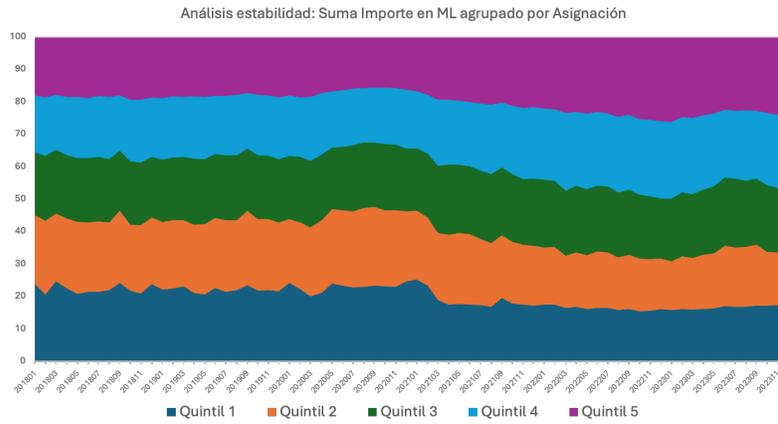


Figura A.1: Estabilidad del Importe en Moneda Local Agrupado por Asignación.

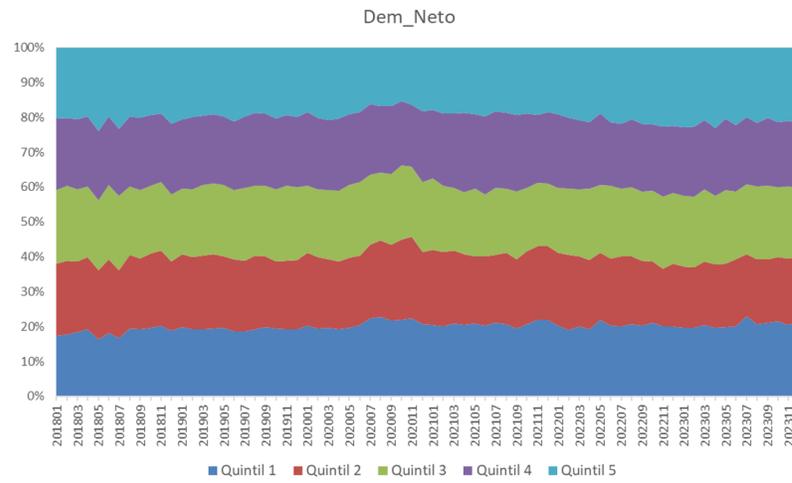


Figura A.2: Estabilidad de Dem neto

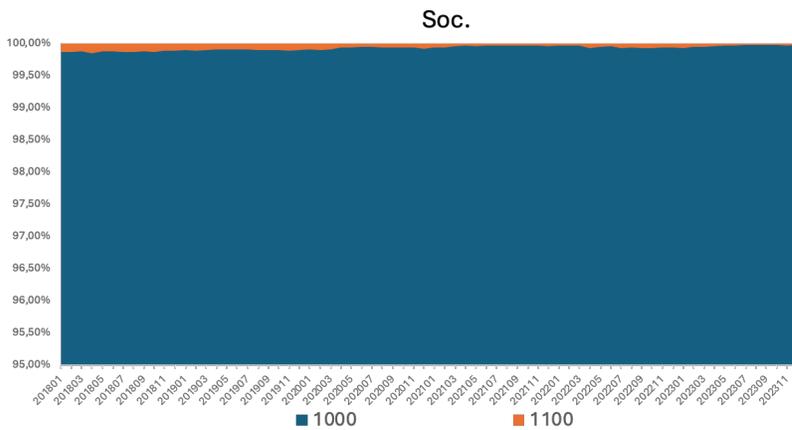


Figura A.3: Estabilidad de Soc.

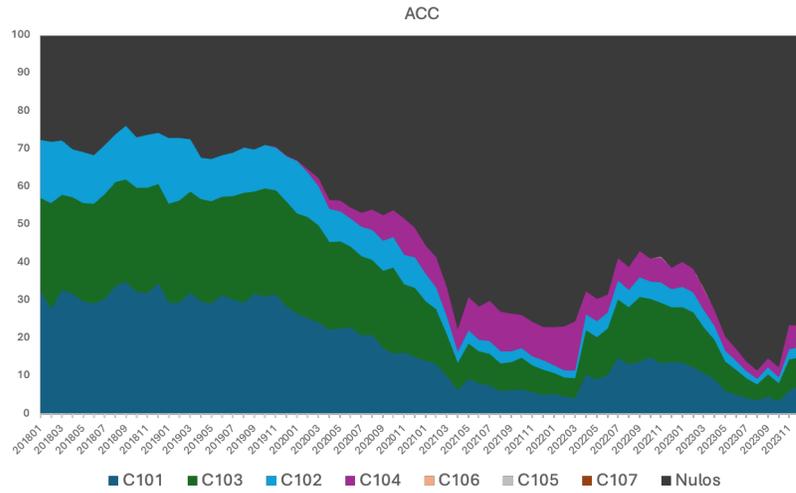


Figura A.4: Estabilidad de ACC

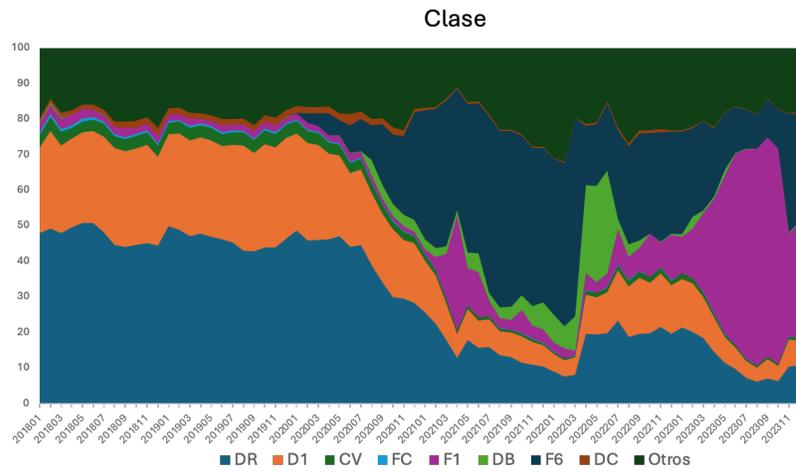


Figura A.5: Estabilidad de Clase

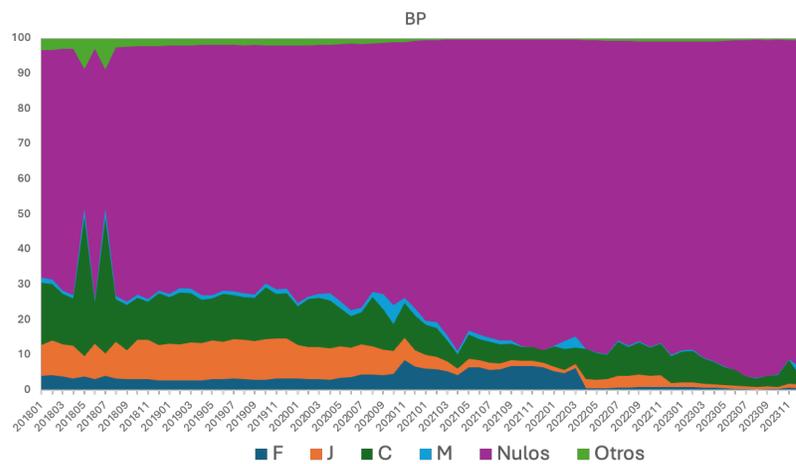


Figura A.6: Estabilidad de BP

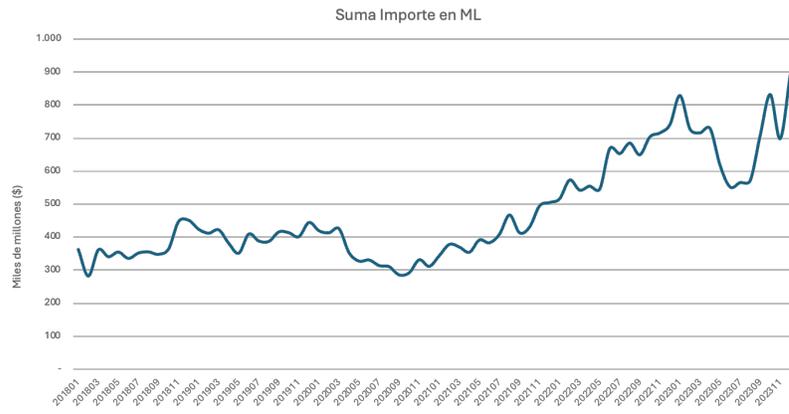


Figura A.7: Suma importe en moneda local

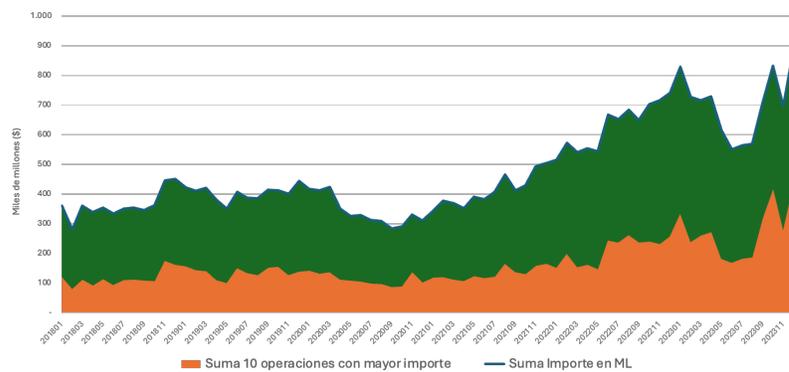


Figura A.8: Importe en moneda local como gráfico de áreas por identificadores con mayor importe

Canal	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
Combustibles	2.054.144	11,43%	23.678.372.576.768	69,21%
C101	2.054.144	11,43%	23.678.372.576.768	69,21%
Lubricantes	869.185	4,84%	2.463.104.775.611	7,20%
C102	869.185	4,84%	2.463.104.775.611	7,20%
Tarjetas	2.146.702	11,95%	6.594.477.009.579	19,27%
C103	2.146.702	11,95%	6.594.477.009.579	19,27%
Otros	1.020.648	5,68%	238.712.810.758	0,70%
C104	1.020.244	5,68%	237.027.651.886	0,69%
C105	129	0,00%	687.214.408	0,00%
C106	271	0,00%	991.724.480	0,00%
C107	4	0,00%	6.219.984	0,00%
Total general sin N/A	6.090.679	33,90%	32.974.667.172.716	96,38%
N/A	11.877.403	66,10%	1.238.788.831.555	3,62%
Total general	17.968.082	100%	34.213.456.004.271	100%

Figura A.9: Tipo producto

Tipo cliente	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
No Concesionario	15.775.667	87,80%	32.746.178.411.532	95,71%
Concesionario	2.192.415	12,20%	1.467.277.592.739	4,29%
Total general	17.968.082	100%	34.213.456.004.271	100%

Figura A.10: Tipo cliente

Anexo B. Segmentación

Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
Al día	1.075.194	60,96%	13.409.202.172.971	51,63%
0-30 días	294.762	16,71%	4.305.295.701.760	16,58%
31-60 días	72.002	4,08%	1.584.730.598.850	6,10%
61-90 días	30.979	1,76%	894.879.274.850	3,45%
>90 días	290.850	16,49%	5.775.992.068.990	22,24%
Total general	1.763.787	100,00%	25.970.099.817.421	100,00%

Figura B.1: Tramo de mora

Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	351.790	19,95%	7.389.877.246.202,00	28,46%
0	1.411.997	80,05%	18.580.222.571.219,00	71,54%
Total general	1.763.787	100,00%	25.970.099.817.421	100,00%

Figura B.2: Incumplimiento agregado

Macrosegmentos	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	49.162	2,79%	704.137.541.003	2,71%
2	11.082	0,63%	27.002.433.670	0,10%
3	665.092	37,71%	18.576.631.808.193	71,53%
4	814.121	46,16%	4.748.751.703.955	18,29%
5	224.330	12,72%	1.913.576.330.600	7,37%
Total general	1.763.787	100,00%	25.970.099.817.421	100,00%

Figura B.3: Agregado por macrosegmentos

Anexo C. Probabilidad de Default

Macrosegmento 1				
Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	3.509	7,14%	37.933.016.524	5,39%
0	45.653	92,86%	666.204.524.479	94,61%
Total general	49.162	100,00%	704.137.541.003	100,00%

Figura C.1: Incumplimiento agregado macrosegmento 1

Macrosegmento 2				
Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	919	8,29%	2.437.833.807	9,03%
0	10.163	91,71%	24.564.599.863	90,97%
Total general	11.082	100,00%	27.002.433.670	100,00%

Figura C.2: Incumplimiento agregado macrosegmento 2

Macrosegmento 3				
Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	179.614	27,01%	6.184.765.197.100	33,29%
0	485.478	72,99%	12.391.866.611.093	66,71%
Total general	665.092	100,00%	18.576.631.808.193	100,00%

Figura C.3: Incumplimiento agregado macrosegmento 3

Macrosegmento 4				
Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	128.964	15,84%	621.041.339.779	13,08%
0	685.157	84,16%	4.127.710.364.176	86,92%
Total general	814.121	100,00%	4.748.751.703.955	100,00%

Figura C.4: Incumplimiento agregado macrosegmento 4

Macrosegmento 5				
Incumplimiento	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1	38.784	17,29%	543.699.858.992	28,41%
0	185.546	82,71%	1.369.876.471.608	71,59%
Total general	224.330	100,00%	1.913.576.330.600	100,00%

Figura C.5: Incumplimiento agregado macrosegmento 5

Probabilidad Incumplimiento 12 Meses (PD 12M)					
	Concesionario Combustible	Concesionario Lubricante	No Concesionario Combustible	No Concesionario Tarjetas y otros	No Concesionario Lubricante
Al día	0,9%	5,0%	1,2%	0,6%	4,1%
Mora 1-30	1,4%	10,0%	8,4%	12,3%	13,3%
Mora 31-60	-	36,8%	36,1%	46,5%	36,2%

Figura C.6: Probabilidad de default modelo 2020

Probabilidad de Incumplimiento 12M - Cartera Facturas Masivas					
	<i>Concesionario Combustible</i>	<i>Concesionario o Lubricante</i>	<i>No Concesionario o Combustible</i>	<i>No Concesionario Tarjetas y otros</i>	<i>No concesionario Lubricante</i>
Al día	0,51%	0,91%	0,77%	0,71%	3,09%
Mora 1-5	1,08%	3,74%	2,34%	4,65%	7,76%
Mora 6-45	-	12,11%	15,68%	25,39%	18,71%
Mora 46-60	-	-	-	-	46,52%
Mora 61-90	-	-	-	-	-

Figura C.7: Probabilidad de default alternativa propuesta

Anexo D. Pérdida dado Incumplimiento

Tramo de mora	# Oper	# Oper Dist	Suma Importe	Suma importe Dist
1-30	631	2,63%	6.029.615.513	1,67%
31-60	9.473	39,56%	152.018.068.920	42,15%
61-120	9.023	37,68%	163.387.237.679	45,30%
121-180	701	2,93%	7.539.679.725	2,09%
>180	4.119	17,20%	31.696.146.267	8,79%
Total general	23.947	100,00%	360.670.748.104	100,00%

Figura D.1: Dataset para cálculo LGD

Tramo Mora	Macrosegmentos				
	Concesionario Combustible	Concesionario Lubricante	No Concesionario Combustible	No Concesionario Tarjetas y otros	No Concesionario Lubricante
Mora menor a 30	0,40%	-	-	-	-
Mora menor a 60	7,30%	3,44%	1,25%	2,87%	1,00%
Mora 61-120	23,74%	23,67%	23,87%	24,42%	11,70%
Mora 121-180	55,86%	57,02%	66,67%	53,62%	40,85%
Mora mayor a 180	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Figura D.2: LGD modelo 2020

Anexo E. Índice de Provisiones

	Concesionario Combustible		Concesionario Lubricante		Industriales Combustible		Industriales Tarjetas y otros		Industriales Lubricante	
	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión
Cartera Vigente	Al día	0,004%	Al día	0,172%	Al día	0,015%	Al día	0,017%	Al día	0,041%
	Mora 1-5	0,006%	Mora 1-5	0,344%	Mora 1-5	0,105%	Mora 1-5	0,353%	Mora 1-5	0,133%
	Mora 6-45	-	Mora 6-45	1,266%	Mora 6-45	0,451%	Mora 6-45	1,335%	Mora 6-45	0,362%
	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-
Cartera incumplimiento	Mora menor a 30	0,40%	Mora menor a 60	3,44%	Mora menor a 60	1,25%	Mora menor a 60	2,87%	Mora menor a 60	1,00%
	Mora menor a 60	7,30%	Mora 61-120	23,67%	Mora 61-120	23,87%	Mora 61-120	24,42%	Mora 61-120	11,70%
	Mora 61-120	23,74%	Mora 121-180	-	Mora 121-180	66,67%	Mora 121-180	53,62%	Mora 121-180	40,85%
	Mora 121-180	55,86%	Mora mayor a 180	100,00%	Mora mayor a 180	100,00%	Mora mayor a 180	100,00%	Mora mayor a 180	100,00%
	Mora mayor a 180	100,00%	Judiciales	100,00%	Judiciales	100,00%	Judiciales	100,00%	Judiciales	100,00%
	Judiciales	100,00%								

Figura E.1: Índice de provisiones modelo 2020

Tramo	Provisión
Al día	0,015%
Mora menor a 120	0,015%
Mora 121-150	6,740%
Mora 151-180	25,000%
Mora mayor a 180	100,000%

Figura E.2: Índice de provisiones modelo clientes VIP 2020

	Concesionario Combustible		Concesionario Lubricante		Industriales Combustible	
	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión
Cartera Vigente	Al día	0,02%	Al día	0,04%	Al día	0,07%
	Mora 1-5	0,05%	Mora 1-5	0,17%	Mora 1-5	0,21%
	Mora 6-45	-	Mora 6-45	0,56%	Mora 6-45	1,40%
	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-	Mora 46-60	-
Cartera incumplimiento	Mora menor a 30	4,50%	Mora menor a 60	4,63%	Mora menor a 60	8,91%
	Mora menor a 60	8,51%	Mora 61-120	31,57%	Mora 61-120	15,05%
	Mora 61-120	17,08%	Mora 121-180	56,72%	Mora 121-180	23,53%
	Mora 121-180	47,41%	Mora mayor a 180	100,00%	Mora mayor a 180	100,00%
	Mora mayor a 180	100,00%	Judiciales	100,00%	Judiciales	100,00%
	Judiciales	100,00%				

	Industriales Tarjetas y otros		Industriales Lubricante	
	Tramo	Provisión	Tramo	Provisión
Cartera Vigente	Al día	0,25%	Al día	0,56%
	Mora 1-5	1,66%	Mora 1-5	1,41%
	Mora 6-45	9,06%	Mora 6-45	3,40%
	Mora 46-60	-	Mora 46-60	8,46%
Cartera incumplimiento	Mora menor a 60	35,70%	Mora 61-120	18,19%
	Mora 61-120	45,30%	Mora 121-180	37,66%
	Mora 121-180	51,30%	Mora mayor a 180	100,00%
	Mora mayor a 180	100,00%	Judiciales	100,00%
	Judiciales	100,00%		

Figura E.3: Índice de provisiones propuesto

	M1	M2	M3	M4	M5
0	2,273%	0,079%	31,676%	14,034%	3,571%
1-29	0,376%	0,016%	12,831%	1,847%	1,508%
30-59	0,015%	0,004%	5,071%	0,319%	0,693%
60-120	0,016%	0,003%	5,033%	0,296%	0,414%
121-180	0,009%	0,002%	2,490%	0,171%	0,283%
>180	0,022%	0,001%	14,431%	1,617%	0,899%

Figura E.4: Detalle mora por macrosegmento