



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

DESARROLLO DE UN MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA PARA
LA CARTERA DE LEASING DE UNA EMPRESA FINANCIERA NO
BANCARIA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL INDUSTRIAL

ALCYONE TURULL ARANDA

PROFESOR GUÍA:
ANTONIO BARRIOS NAMUNCURA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
CARLOS PULGAR ARATA
RONALD FISCHER BARKAN

SANTIAGO DE CHILE
2024

**RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR AL
TÍTULO DE:** Ingeniera Civil Industrial
POR: Alcyone Turull Aranda
FECHA: 2024
PROFESOR GUÍA: Antonio Barrios Namuncura

DESARROLLO DE UN MODELO DE PÉRDIDA ESPERADA PARA LA CARTERA DE LEASING DE UNA EMPRESA FINANCIERA NO BANCARIA

El objetivo de este trabajo es desarrollar un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de una empresa financiera no bancaria. Esto surge tras una auditoría externa que determinó que las provisiones de la empresa estaban subestimadas. El desafío radica en crear un modelo que cumpla con la normativa vigente, utilizando una metodología sencilla y replicable, permitiendo así a la empresa protegerse contra posibles sanciones y mitigar el riesgo reputacional.

La pérdida esperada se calcula mediante tres parámetros clave: probabilidad de incumplimiento, exposición al incumplimiento y pérdida dado el incumplimiento. Para obtener estos parámetros, el modelo se desarrolla en cuatro fases principales: levantamiento de información, modelamiento de PD (Probabilidad de Incumplimiento), forward looking, y cálculo de LGD (Pérdida Dada el Incumplimiento) y EAD (Exposición al Incumplimiento).

Los resultados más importantes de este proyecto son la obtención de una segmentación de cartera muy precisa con un puntaje AUC de 79% y la identificación de las variables macroeconómicas IPC y TPM como indicadores de la tendencia del incumplimiento. El modelo ha sido validado y aprobado por expertos en riesgo de crédito, lo que refleja su alta calidad. Así, estos resultados son evidencia de un modelo robusto y metodológicamente sólido, el cual permite a la empresa tener confianza en la determinación de la pérdida esperada.

En conclusión, el modelo cumple con los objetivos planteados, proporcionando no solo un modelo robusto y alineado con la normativa, sino también una base de datos mejorada y un documento auditable sobre su desarrollo. Aunque el modelo tiene un enfoque conservador, ofrece una solución efectiva a los problemas de la empresa mediante una metodología simple, clara y alineada con las normativas vigentes. Se recomienda a la empresa actualizar el modelo dentro de un año para llegar a un cálculo de provisiones más preciso.

*No reserves del mundo
solo un lugar tranquilo.*

Agradecimientos

No sé por dónde empezar cuando tantas personas me han acompañado, guiado y apoyado en este camino. Aunque no ha sido fácil, al mirar atrás, solo siento felicidad, gratitud y orgullo.

Las personas que me conocen saben cuánto amo Beauchef. Y no es solo por su prestigio ni por lo buenos que eran los viernes; lo que realmente me marcó fueron las personas. Quiero agradecer especialmente a los funcionarios de la facultad, en particular a los tíos y tías del aseo de Industrias y al personal de seguridad. Gracias por la buena onda cada día y por su constante preocupación por nosotros como estudiantes. Hubo épocas en las que pasé hasta 11 horas al día en la facultad, y, al estar tantas horas, sentir siempre esa cercanía y cuidado por parte de los funcionarios dejó una huella muy profunda en mí.

Quiero agradecer a mi familia por todo el amor, la confianza y el apoyo incondicional que siempre me han entregado. A mis abuelas, Tan y Lele, sé lo que significaba para ustedes que terminara la carrera, y me siento profundamente afortunada de tenerlas. Me llena el corazón hacerlas sentir orgullosas; las admiro profundamente.

A mi núcleo: Mam, Pipo, Tío Cris. No hay palabras suficientes para expresar todo el amor y agradecimiento que siento por ustedes. Gracias por hacer todo y más para que pudiera estudiar tranquila y aprovechar esta experiencia al máximo. Los amo muchísimo.

Mam, sé todo lo que has postergado por mí, y quiero que sepas cuánto lo valoro. Aunque estoy cerrando esta etapa, ambas sabemos que aún me queda mucho por crecer y espero poder seguir aprendiendo de tu fortaleza, inteligencia y tu enorme empatía.

Gracias a mis amigos de la sección, Antonio, Ato y Cris, por las infinitas horas de estudio y risas. A mi grupo, El Tabo, volver de la pandemia con ustedes fue la mejor forma de recuperar esos dos años perdidos. A mis amigas Ampa y Pao, lo mejor que me dio la universidad fue conocerlas, en pocos años hemos compartido todo tipo de experiencias y me hace muy feliz todo lo que hemos crecido juntas. Las adoro.

Rorro y Nico, pienso en ustedes cada día. Dejaron una huella enorme en mí, y estoy profundamente agradecida de haberlos conocido. Que sepan todo el amor que tienen aquí, cuánto los extrañamos y que siempre estarán con nosotros.

Allan, porque esta etapa de transición universidad-pega fue durísima y tu amor y apoyo fueron cruciales para llegar a este punto. Gracias por estar aquí, te amo.

Termino esta etapa pérdida y un poco ansiosa del futuro, pero emocionada de todas las nuevas oportunidades que se vienen. Me siento contenta y orgullosa de estos años, donde viví plenamente cada día. Voy a extrañar todo y me voy con el recuerdo más hermoso de la universidad.

Tabla de Contenido

I.	Introducción	1
1.1.	Consideraciones previas.....	1
1.2.	Antecedentes generales	1
1.3.	Descripción del problema	3
1.4.	Descripción y justificación del proyecto	4
1.5.	Objetivo General.....	5
1.6.	Objetivos Específicos	6
1.7.	Alcances.....	6
II.	Marco Conceptual.....	8
2.1.	Marco Teórico	8
2.2.	Metodología	14
2.2.1.	Levantamiento de información	14
2.2.2.	Cálculo de la PD NIIF9	17
2.2.3.	Forward looking.....	19
2.2.4.	Cálculo de la LGD	22
III.	Resultados.....	22
3.1.	Resultados.....	22
3.2.	Discusión	29
3.3.	Conclusiones.....	32
IV.	Bibliografía	34
V.	Anexos.....	36

Índice de tablas

Tabla 1: Valores nulos.	16
Tabla 2: Puntajes AUC por segmento.	24
Tabla 3: Tasas de Incumplimiento segmento grande.	24
Tabla 4: Tasas de incumplimiento segmento pequeña.	24
Tabla 5: PD Matrices de transición.	25
Tabla 6: Matriz semilla S1	25
Tabla 7: Matriz de 48 meses para S1	25
Tabla 8: Ajuste forward looking S1	27
Tabla 9: Ajuste forward looking S2	27
Tabla 10: Ajuste forward looking S3.	27
Tabla 11: Ajuste forward looking S4	27
Tabla 12: Ajuste forward looking S5	27
Tabla 13: Parámetros LGD.	28
Tabla 14: Resultados LGD.	28

Índice de ilustraciones

Ilustración 1: Distribución de pérdida esperada.	2
Ilustración 2: Participación de mercado Leasing (FellerRate, 2021).	3
Ilustración 3: Esquema de construcción de la variable dependiente	9
Ilustración 4: División de variable “Tamaño”	18
Ilustración 5: División de variable “Tipo Bien”	18
Ilustración 6: División de variable “Pie”	18
Ilustración 7: Segmentación	19
Ilustración 8: Morosidad real versus morosidad estimada.	21
Ilustración 9: Z-test.	23
Ilustración 10: Curvas ROC segmentación.	23
Ilustración 11: Resultados Regresión forward looking	26

I. Introducción

1.1. Consideraciones previas.

La estudiante realizó su práctica profesional extendida en una consultora de ingeniería financiera chilena, en adelante se denominará como “Consultora”. Esta Consultora atiende tanto a organismos públicos como a empresas privadas nacionales e internacionales, y se especializa en planificación y gestión de riesgo financiero. Ofrece diversos servicios de asesoría, auditoría y cursos, destacándose especialmente en asesorías en gestión de riesgos.

En este contexto, la estudiante desempeña un rol crucial en el desarrollo de un proyecto de asesoría para una empresa financiera no bancaria, en adelante se denominará como "Empresa". El proyecto consiste en el desarrollo de un modelo de pérdida esperada conforme a las normativas locales (CMF) e internacionales (IFRS9) para la cartera de Leasing.

Este proyecto se alinea con las especializaciones de la consultora a la vez que proporciona una oportunidad significativa para que la estudiante contribuya y aprenda en un área de vital importancia para la gestión financiera.

Dado lo anterior, este informe se centrará en el análisis de la Empresa. La información y el análisis proporcionados buscan entender su contexto, ya que todo el proyecto gira en torno a su problemática, necesidades y objetivos.

1.2. Antecedentes generales

El leasing financiero es un contrato que consiste en que un tercero (una institución financiera) compra un bien y lo arrienda a un cliente con una opción de compra al final del periodo. Este tipo de solución financiera permite a los clientes acceder a equipamiento y/o bienes sin la necesidad de invertir capital significativo de inmediato.

El leasing llegó a Chile hace varias décadas atrás. Tuvo sus primeras operaciones en los primeros años de la década de los 80 y desde ese momento se ha hecho mucho más común creciendo de forma constante hasta la fecha. Estas operaciones se regulan por la ley 19.281 del código civil chileno y el organismo encargado de supervisar y regular estas operaciones es la Comisión para el Mercado Financiero (CMF).

En las empresas, las operaciones de leasing a nivel contable se registran como “cuentas por cobrar”, por lo que estas operaciones deben ser provisionadas. Según la CMF las provisiones se pueden entender como el registro contable de la pérdida esperada de los créditos entregados por la institución (Comisión para el Mercado Financiero, 2024).

La distribución de pérdidas por riesgo de crédito tiene la siguiente forma:

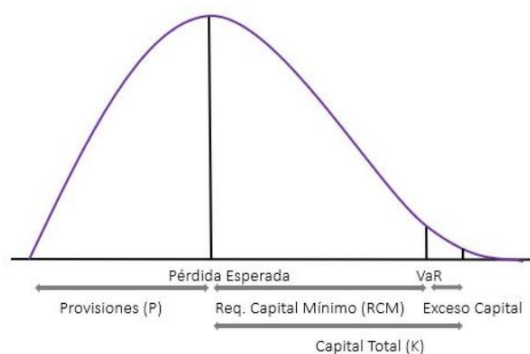


Ilustración 1: Distribución de pérdida esperada.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea indica metodologías para calcular el capital que deben tener las instituciones financieras para afrontar las pérdidas esperadas e inesperadas. En este caso, las provisiones se ocupan para cubrir la pérdida esperada de la cartera, estas a su vez, actúan como un complemento al capital regulatorio que se encarga de cubrir el resto de la distribución hasta el Valor en Riesgo (VaR). (Comisión para el Mercado Financiero, 2024).

En Chile, la CMF es el ente encargado de regular las provisiones de las empresas que cotizan en el mercado de valores, Las normas para las provisiones se encuentran dentro del compendio de normas contables y estas a su vez se encuentran alineadas con los estándares internacionales.

Recientemente ha habido cambios en la norma internacional, siendo uno de los más importantes, la creación del NIIF9 en el 2018, donde se cambia el enfoque para el cálculo de provisiones pasando de pérdida incurrida a un enfoque de pérdida esperada. El enfoque de pérdida esperada permite reconocer los eventos de deterioro de forma anticipada e intenta asegurar que las instituciones tengan cobertura para su cartera en caso de que la pérdida esperada se vuelva efectiva.

En la industria de leasing en Chile, las entidades bancarias dominan gran parte de las operaciones. En el año 2017 las entidades bancarias representaban más del 95% del mercado y aunque se ha estudiado que esta tendencia va a la baja, abriendo paso a compañías independientes dispuestas a tomar mayor riesgo, aún existe una mayor porción del mercado tomado por las entidades bancarias (Leonardo Villar et al., 2018). Al cierre del año 2020 las colocaciones del leasing no bancario eran de MM\$206.659 y la participación de mercado estaba repartida de la siguiente forma:



Ilustración 2: Participación de mercado Leasing (FellerRate, 2021).

La Empresa se posiciona entre las 10 entidades financieras no bancarias más grandes de leasing en Chile, con una participación de mercado del 11.5% en el año 2020. Para obtener datos más recientes sobre la industria, se consultó directamente a la Asociación Chilena de Empresas de Leasing (ACHEL); sin embargo, respondieron que no disponen de dicha información. Por lo tanto, los datos al cierre de 2020 son los más actualizados disponibles.

La Empresa, con más de 20 años de trayectoria en Latinoamérica, tiene presencia en Chile, Colombia y Perú. Ofrece diversas soluciones financieras como factoring, vendor y leasing, siendo este último el foco de este trabajo. La Empresa entró en el mercado chileno en 2018, desde entonces se ha posicionado en el país a través de la adquisición de otras compañías.

Además, la Empresa forma parte de la ACHEL, lo que no solo refuerza su posición en el mercado, sino que también demuestra su compromiso con los estándares de calidad y las buenas prácticas del sector.

1.3. Descripción del problema

Durante el año 2023, la Empresa solicitó una auditoría externa, la cual determinó que enfrenta un problema de subestimación de provisiones y falta de alineación con la normativa, en particular con la NIIF9. Esta situación acarrea tres consecuencias graves para la Empresa:

Problemas de solvencia: La falta de provisiones adecuadas reduce la capacidad de la institución para enfrentar crisis económicas. Ante un shock de riesgo, esta deficiencia se agrava, llevando a que los cargos superen las provisiones y causando un deterioro de la cartera.

Exposición a multas: La Empresa se encuentra expuesta a graves multas monetarias por parte de la CMF, las cuales podrían tener un impacto significativo en sus finanzas. Estas multas pueden ser de montos de 15 mil UF, el 30% del valor de la operación irregular o el doble de los beneficios obtenidos producto de la operación irregular. (*José Antonio Gaspar, 2019*) Cualquiera de estas sanciones es grave y representaría un efecto negativo significativo en las finanzas de la Empresa.

Riesgo reputacional: Si se hace de conocimiento público el problema de la Empresa, por ejemplo, a través de una multa de la CMF, esta se expone a un alto riesgo reputacional debido al incumplimiento regulatorio y a lo que pueden interpretarse como prácticas de mala fe. Este costo reputacional impacta directamente las finanzas de la Empresa, ya que afecta la opinión de los stakeholders y, en particular, de los inversionistas. Tener una subestimación de provisiones implica que el balance contable muestra un capital inflado lo que engaña a los inversionistas, quienes confían en la precisión de esta información para tomar decisiones.

La publicación de una sanción por parte de la CMF podría destruir la confianza de estos actores en la Empresa y disminuir su atractivo como destino de inversión. Se ha estudiado que el riesgo reputacional puede tener un impacto casi nueve veces mayor en términos financieros para la empresa que el efecto de las multas de por sí. (*Armour et al., 2017*)

Un ejemplo de lo grave que puede ser perder la confianza de los inversionistas lo encontramos en el caso de la empresa Enron en 2001 donde ocultaron deudas en sus estados financieros y cuando se descubrió, las acciones de la empresa se desplomaron. Esto demuestra lo serio que es el riesgo reputacional y las consecuencias que puede llegar a tener para la empresa.

En la industria chilena también existen ejemplos de estas prácticas, como el caso de La Polar en 2010, donde se descubrió que la empresa manipulaba sus niveles de riesgo mediante la repactación no autorizada de deudas. Este escándalo llevó a que los inversionistas perdieran toda confianza en la compañía y la llevó al borde de la bancarrota.

1.4. Descripción y justificación del proyecto

El proyecto consiste en desarrollar un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de la Empresa, alineado con la NIIF9. Este modelo se basa en el cálculo de tres parámetros clave:

PD (probabilidad de incumplimiento), este parámetro representa la probabilidad de que el arrendatario incumpla con los pagos del contrato en un período determinado. Este periodo depende de la calidad como pagador del cliente. Se utiliza un horizonte de 12 meses para evaluar a todos los clientes, excepto para aquellos quienes cuentan con una o más operaciones en deterioro (mora mayor a 29 días). En estos casos, se debe calcular la probabilidad de incumplimiento para el tiempo restante de la operación.

LGD (pérdida dado el incumplimiento), este parámetro indica la proporción de la deuda que no es recuperada en caso de incumplimiento. Para esto se toman en cuenta los pagos realizados post incumplimiento, la recuperación de los activos arrendados y cualquier otra mitigación de riesgo disponible.

EAD (exposición al incumplimiento), es el monto al que la entidad financiera está expuesta cuando ocurre el incumplimiento.

Además, para el cálculo de la PD se aplica metodología forward looking la cual proyecta cómo se verán afectadas las PD ante distintos escenarios macroeconómicos. Esto es muy importante ya que permite a la Empresa estar preparada ante diversos escenarios futuros y es requerida por la normativa actual.

Si estos parámetros son calculados de forma robusta y consistente, aplicando las metodologías exigidas, el modelo podrá reflejar con precisión las pérdidas esperadas de la Empresa.

El correcto desarrollo de este modelo soluciona completamente las problemáticas planteadas. De acuerdo con esto, los parámetros antes mencionados serán calculados con alta rigurosidad metodológica y alineados con la norma, por lo que se espera evitar al máximo el cuestionamiento del ente regulatorio. A su vez, estar alineado con la norma permite ofrecer información financiera confiable y comparable, lo que entrega confianza a los inversionistas, mitiga el riesgo reputacional y entrega solidez financiera a la Empresa.

Este proyecto se plantea en cuatro grandes fases: levantamiento de información, modelamiento PD, forward looking y, cálculo de LGD y EAD. Cada una de estas fases se detalla en la sección de metodología. Es importante mencionar que solo un cálculo de calidad en cada una de las etapas permitirá la obtención de un buen modelo, y la primera fase es fundamental, ya que impactará de forma directa todo el resto del desarrollo.

1.5. Objetivo General

El objetivo general del proyecto es desarrollar un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de la Empresa que se encuentre alineado con la normativa

vigente.

1.6. Objetivos Específicos

El primer objetivo específico es entregar una base de datos mejorada a la Empresa la cual mejore su completitud y consistencia. Esto se hará mediante el análisis de la información para crear nuevas variables y el cruce de la data existente con data de otras fuentes.

El segundo objetivo específico es entregar una documentación detallada y clara del modelo realizado, que sea auditable. Esto se logrará documentando cada paso del desarrollo y justificando las decisiones tomadas a lo largo del proyecto.

1.7. Alcances

El objetivo principal de este proyecto es desarrollar un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de la Empresa en cumplimiento con la normativa internacional. Este proyecto se llevará a cabo entre el 20 de febrero de 2024 y el 30 de julio de 2024. Estos plazos han sido acordados entre la Consultora y la Empresa, donde el 20 de febrero se firma el contrato para iniciar la asesoría y se ha estimado por parte de la Consultora que cinco meses es un periodo adecuado y suficiente para desarrollar el modelo.

En este contrato se estipula que la Consultora asesorará a la Empresa en el desarrollo de un modelo de pérdida esperada para las carteras de leasing y factoring. El proyecto de la estudiante se centrará exclusivamente en la cartera de leasing de la Empresa, dado que la consultora trabaja con ambas carteras de la Empresa, es posible la colaboración entre los distintos equipos. Además, como las carteras tienen similar tratamiento contable es posible extraer más información comparando datos entre sí.

El foco de este proyecto en el área de leasing se debe a que presenta un gran desafío en términos de análisis de datos debido a múltiples complicaciones en la data que se exploran en detalle en las próximas secciones. Esto hace necesario un mayor apoyo en el desarrollo del modelo para esta cartera, por lo cual la Consultora asigna a la alumna a esta área en particular.

El propósito del proyecto no es desarrollar un modelo de riesgo de crédito completo, ya que esto implicaría un trabajo mucho más largo y profundo, y no ha sido solicitado por la Empresa. En cambio, se enfocará específicamente en un modelo de pérdida esperada, incluyendo los cálculos de los parámetros de probabilidad de incumplimiento, pérdida dado el incumplimiento y exposición al Incumplimiento. Este proyecto cubrirá el desarrollo del modelo, pero no su implementación operativa. Además, se enfocará en las pérdidas esperadas, excluyendo

las pérdidas por eventos extremos o "shocks", que se consideran pérdidas inesperadas y, por lo tanto, quedan fuera del alcance del proyecto.

Dentro de los alcances del proyecto se encuentra construir un modelo preciso de pérdida esperada que permita a la Empresa provisionar de manera óptima. Una auditoría previa indicó que la Empresa estaba sub-provisionando, por lo que se espera que el nuevo modelo sugiera provisiones mayores que las actuales, por esta razón, no es posible medir el éxito del proyecto mediante una evaluación económica directa. En su lugar, la prioridad principal será el cumplimiento de la regulación y los beneficios económicos indirectos que se atribuyen a no ser sancionados.

El éxito del proyecto se evaluará mediante indicadores de robustez y precisión de los parámetros del modelo. Dado que su naturaleza es prospectiva, no se espera alcanzar un número específico, sino asegurar que cada parámetro sea construido de la manera más robusta posible. Esto se medirá con dos herramientas estadísticas:

- 1) Puntaje AUC (Area Under the Curve): Este puntaje indica la precisión de un clasificador, donde un puntaje del 100% significa que el algoritmo siempre clasifica correctamente. En este caso, el éxito se alcanzará con un puntaje superior o igual al 75% para la segmentación de la cartera. Si bien este indicador es exigente comparado con los estándares de la industria, esto se debe a que la segmentación es de los primeros pasos que se hacen e influye en el resto del modelo. Por esto es muy importante asegurar una división sólida. (*Credit Scoring Series Part Five: Credit Scorecard Development, 2022*).
- 2) Backtesting de pérdidas esperadas: Esta evaluación mide la calidad y precisión de la predicción del modelo. En este método, se ingresan datos históricos al modelo y se comparan los resultados de pérdidas esperadas generados por el modelo con los resultados reales históricos. El objetivo es que las pérdidas esperadas sean similares a las reales (*Elena et al., s.f.*).

Es importante tener en cuenta que la cartera presenta una alta volatilidad en los datos debido a su crecimiento no orgánico (a través de la compra de otras compañías) y al impacto de la pandemia de COVID-19 en la economía (los datos abarcan el período 2020-2023). Estas circunstancias provocan un comportamiento anormal en los datos, lo que hace que no se puedan esperar altos porcentajes de similitud entre las pérdidas esperadas reales y las proyectadas en la comparación histórica. Por esta razón, la medida de aprobación del backtesting de pérdidas esperadas se basará en el criterio experto de un consultor senior y el gerente de riesgo de la Empresa.

Además, un tercer indicador de éxito es el cumplimiento de los plazos acordados con la Empresa en el contrato. Es decir, entregar el proyecto a tiempo, y

mostrar avances de acuerdo con lo estipulado en el cronograma.

El enfoque metodológico escogido no solo incrementa las provisiones solucionando los problemas de la Empresa, sino que también permite mejorar la precisión en su cálculo. Desarrollar un modelo preciso de pérdida esperada permite a la Empresa provisionar de manera óptima, cumpliendo con los estándares internacionales de contabilidad y proporcionando confianza a los inversionistas. La precisión es clave porque sub-provisionar puede tener consecuencias negativas en la reputación y resultar en multas para la Empresa, mientras que sobre provisionar afectaría la rentabilidad, impidiendo una gestión eficiente del capital.

II. Marco Conceptual

2.1. Marco Teórico

Las áreas de la ingeniería industrial implicadas en este proyecto abarcan finanzas, estadística y análisis de datos. En particular, las herramientas financieras son cruciales para comprender aspectos complejos como el efecto de las provisiones en los estados contables y la fluctuación del riesgo de mercado, mientras que la estadística y el análisis de datos son esenciales para extraer parámetros y llegar a conclusiones a partir de la información disponible.

La normativa de la CMF es clara sobre el modelo a utilizar para el cálculo de la pérdida esperada, que se describe a continuación:

$$PE = PD \times EAD \times LGD$$

Donde:

- *PE* es la pérdida esperada.
- *PD* por sus siglas en inglés "Probability of Default", es la probabilidad de incumplimiento.
- *EAD* por sus siglas en inglés "Exposure at Default", es la exposición al incumplimiento al momento del incumplimiento. Es decir, el monto que el arrendatario debe al momento del incumplimiento.
- *LGD* por sus siglas en inglés "Loss Given Default", es la pérdida dado el incumplimiento, esto significa cuánto espera perder realmente descontando cualquier garantía.

Sin embargo, la normativa no define en detalle cómo se debe calcular cada uno de los parámetros, dejando a las empresas la responsabilidad de determinar la metodología más adecuada para cada etapa. Por ello, antes de desarrollar el modelo, es necesario presentar ciertas definiciones clave sobre las cuales la normativa solo ofrece recomendaciones.

Incumplimiento: Para el incumplimiento, se utiliza la definición sugerida por la CMF, que corresponde a una mora mayor o igual a 90 días. Esta definición se ajusta a la práctica actual de la Empresa.

Deterioro: Para detectar deterioro significativo, se toma la recomendación de la CMF que sugiere que una operación debe tener una mora mayor o igual a 30 días. Además, se establece el concepto de "arrastré de deterioro", lo que significa que, si un cliente tiene varias operaciones y una de ellas cae en incumplimiento, todas sus operaciones también entran en incumplimiento.

Construcción de variable dependiente: Se identifica para cada cliente/operación en la cartera si éste presenta algún evento de incumplimiento en los siguientes 12 meses al evaluado, es decir, se clasificaron los clientes en cada instante de tiempo según la Figura:

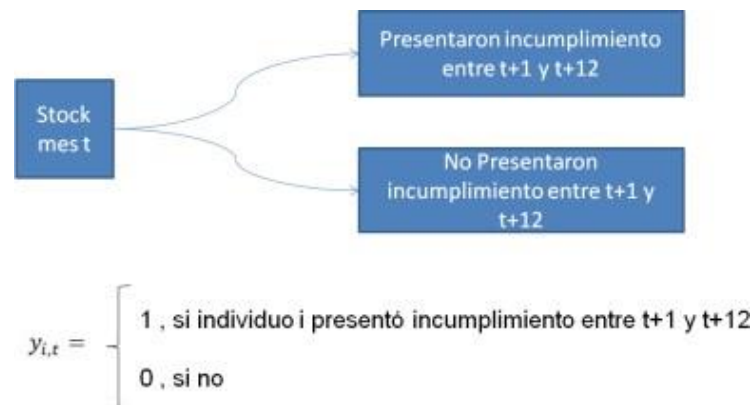


Ilustración 3: Esquema de construcción de la variable dependiente

La ventana de desempeño: Es el periodo de tiempo que se define para determinar el desempeño de la variable dependiente en la población, es decir, si cayó en incumplimiento o no. Dado que la probabilidad de incumplimiento está estrechamente vinculada al estado de mora de la operación, es necesario utilizar dos ventanas de desempeño distintas para medir esta probabilidad, diferenciando entre operaciones deterioradas y no deterioradas, como se describe a continuación:

a) Probabilidad de que un cliente con hasta 29 días de morosidad transite a incumplimiento en alguno de los siguientes 12 meses.

b) Probabilidad de incumplimiento lifetime (PD lifetime): Probabilidad que un cliente con más de 29 días de morosidad transite a incumplimiento alguna vez durante la vida remanente de la operación.

Para el cálculo de los parámetros, se deben utilizar las técnicas que mejor se adapten a los datos disponibles y que entreguen los mejores resultados. Dado esto, se emplean diversas metodologías las cuales se detallan a continuación:

Análisis Univariado

Como su nombre lo indica, el Análisis Univariado consiste en el estudio de una sola variable, es decir, se examina cada variable por separado sin considerar su relación con otras. Este análisis proporciona información sobre medidas de tendencia central y de dispersión, y ofrece un análisis visual de las variables mediante gráficos. En este contexto, la herramienta más utilizada fue el análisis de estabilidad poblacional, el cual muestra cómo fluctúan los valores de la variable a lo largo del tiempo

Análisis Multivariado

El Análisis Multivariado evalúa distintas variables de forma simultánea y la interacción entre ellas. En este caso interesa estudiar la relación entre las variables y la variable dependiente, es decir la caída al incumplimiento. Para esto se utilizan principalmente gráficos de correlación, arboles de clasificación y regresiones lineales.

Curva ROC

La Curva ROC es una herramienta gráfica utilizada en estadística y aprendizaje automático para evaluar el rendimiento de un modelo de clasificación binaria. ROC significa "Receiver Operating Characteristic" y se utiliza para mostrar la relación entre la tasa de verdaderos positivos (TPR) y la tasa de falsos positivos (FPR). El área bajo la curva ROC, conocido como AUC, proporciona una medida del rendimiento del modelo donde un AUC de 100% indica un modelo que siempre clasifica bien, mientras que un AUC de 50% indica una clasificación con la misma precisión que si fuese al azar.

Árbol de decisión CHAID

Los árboles de clasificación se construyen mediante la partición recursiva del espacio de las variables explicativas, tomando decisiones sucesivas basadas en una única variable en cada nodo. La regla de clasificación es sencilla: en cada nodo de decisión, se evalúa si el valor de una variable es mayor que un valor específico. Si es mayor, se sigue una rama; si es menor, se sigue otra. Así, cada decisión resulta en

una partición de los datos en grupos mutuamente excluyentes.

Existen tres razones principales para elegir este método de segmentación:

- 1) Tamaño de Datos: Se dispone de un conjunto de datos reducido, abarcando solo cuatro años (enero 2020 a diciembre 2023).
- 2) Intuitividad y Sentido Comercial: La segmentación debe ser intuitiva y tener sentido de negocio, ya que será presentada al directorio de la Empresa.
- 3) Variables numéricas y categóricas: Es necesario trabajar con variables tanto numéricas como categóricas para realizar la segmentación.

Un árbol de decisión es la herramienta de clasificación ideal en este contexto porque permite maximizar el uso de los datos disponibles sin necesidad de dividirlos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba. Además, los árboles de decisión son gráficos y fáciles de interpretar, cumpliendo con el requisito de la Empresa.

Se ha optado por un árbol CHAID debido a sus ventajas adicionales. Además de las características generales de los árboles de decisión, el árbol CHAID puede crear nodos con múltiples ramas, no limitándose a divisiones binarias. Este enfoque es especialmente útil para el análisis exploratorio y la identificación de relaciones significativas entre variables, manejando eficazmente tanto datos numéricos como categóricos (*Koyuncugil & Ozgulbas, s.f.*).

Matrices de transición

Las matrices de transición son fundamentales para modelar cómo cambian las probabilidades de transitar de un tramo de mora a otro en el cálculo de la probabilidad de incumplimiento. Estas matrices son especialmente útiles en el análisis del riesgo de crédito y se modelan como cadenas de Markov, donde la probabilidad de moverse a un estado futuro depende únicamente del estado actual y no de los estados anteriores (*Marco Folpmers, 2021*).

Cada entrada en la matriz representa la probabilidad de transitar de un estado a otro en un período determinado. Los estados de incumplimiento y pago se consideran un estado absorbente en estas matrices, lo que significa que una vez que se alcanza, no se puede transitar a otro estado. La probabilidad de quedarse en estos estados es 100%.

Para calcular las probabilidades de incumplimiento en el largo plazo, las matrices de transición se multiplican por sí mismas tantas veces como periodos futuros se requiera modelar. Por ejemplo, para obtener la matriz de transición a dos años, desde una matriz de transición a tres meses, esta se multiplica cuatro veces por sí misma:

$$M^8 = M \times M \times M \times M \times M \times M \times M \times M$$

En el caso de que una operación tiene un periodo remanente que no es múltiplo del periodo de la matriz utilizada, se calcula su tiempo remanente aproximando hacia arriba. Es decir, si se está utilizando una matriz de transición con un periodo de tres meses y el tiempo remanente de la operación es de 14 meses, entonces la matriz de transición puede entregar una PD para 12 y 15 meses. Al aproximar hacia arriba, se considera que el tiempo remanente de la operación es de 15 meses.

Forward Looking

El análisis forward looking consiste en incorporar información futura sobre escenarios económicos potenciales en la estimación de la pérdida esperada. Para ello, se examina cómo la probabilidad de incumplimiento se ve afectada por factores macroeconómicos. Se consideran variables como el Producto Interno Bruto (PIB), la inflación, el desempleo y las tasas de interés, entre otras, que pueden influir en la capacidad de pago de los clientes en el futuro.

Para establecer la relación entre estas variables y la probabilidad de incumplimiento, se pueden emplear diversas herramientas, como series temporales (ARIMA), machine learning o redes neuronales. En este trabajo se decide usar una regresión lineal múltiple la cual, debido a su simplicidad y buenos resultados, es una herramienta común en la industria (Stelian Stancu, 2024).

En este modelo la probabilidad de incumplimiento es la variable dependiente y las variables macroeconómicas seleccionadas son las variables explicativas que modelan el comportamiento de la PD. Para la regresión es necesario tener en cuenta que, si se consideran varias variables explicativas, el modelo es menos susceptible a fluctuaciones extremas en una sola variable, proporcionando una estimación más robusta de las pérdidas. A su vez, las mejores prácticas sugieren limitar el número de variables independientes a un máximo de tres para evitar problemas de colinealidad, sobreajuste y pérdida de interpretabilidad.

LGD

Usualmente para calcular la LGD se consideran los pagos que el cliente realiza posterior al incumplimiento y la recuperación de los bienes descontando ambos al valor presente. Sin embargo, el seguimiento en la cartera de leasing es deficiente, y el tratamiento contable es confuso, impidiendo encontrar patrones ni extraer información sobre los pagos posteriores al incumplimiento. Por ello, se elige un enfoque conservador, donde la recuperación proviene exclusivamente de la venta de los bienes recuperados. Para estimar adecuadamente cuanto es la recuperación, se pondera entre el saldo de la deuda al momento del incumplimiento, el valor de recuperación del activo y una tasa de descuento para llevarlo al valor presente. La

fórmula utilizada es la siguiente:

$$LGD_i = 1 - \frac{1}{D_{it}} \left(\frac{RC_{it}}{(1+r)^s} \right)$$

Donde “i” es la operación, “t” es el momento del incumplimiento y “s” es el tiempo requerido para recuperar el bien y venderlo. Así, D_{it} corresponde a la deuda activa de la operación en el evento de incumplimiento; RC_{it} es la recuperación asociada a recuperar y vender el bien; r es la tasa de descuento

La definición de la tasa de descuento es de vital importancia, ya que impacta significativamente en el valor recuperado. Teniendo esto en cuenta, se utiliza el WACC (Costo Promedio Ponderado de Capital) de la Empresa como tasa de descuento, este es considerado como el retorno mínimo aceptable de la inversión. El uso de este valor como tasa de descuento es usual en el cálculo de provisiones (*Reitgruber, 2013*) y tiene sentido financiero como se detalla a continuación:

- El WACC refleja el costo promedio de financiamiento de la empresa, incluyendo tanto deuda como capital. Si las recuperaciones en caso de default se financian con una combinación de deuda y capital, el WACC puede representar una medida aproximada del costo de oportunidad del dinero invertido en estos activos.
- Si el riesgo relevante es principalmente el riesgo de crédito y, por lo tanto, la tasa de costo de financiamiento es similar a la tasa libre de riesgo, la tasa de descuento para el monto final esperado es el WACC.
- El WACC incorpora la percepción del riesgo de los inversores y acreedores de la empresa. Si la empresa considera que el riesgo de recuperación en caso de default no difiere significativamente del riesgo promedio de sus operaciones, el WACC puede ser visto como una tasa de descuento válida.

De esta forma la fórmula captura las principales posibles variables que afectan el valor recuperado una vez que se decide incautar el bien arrendado.

Determinación de EAD

En la industria es común adoptar un EAD del 100%, esto debido a que simplifica el cálculo del parámetro, reduciendo la complejidad del modelo y refleja una posición conservadora de la entidad en términos de gestión de riesgos. Por el lado normativo, la NIIF9 enfatiza la necesidad de una estimación prudente para este parámetro e indica que la estimación debe reflejar todos los posibles incrementos en la exposición hasta el momento del default. En el caso de este proyecto, antes de

estimar el EAD se deben tener 3 factores muy importantes en cuenta:

1. Se cuenta con una ventana de tiempo reducida para realizar el proyecto.
2. La disponibilidad de datos históricos es limitada, lo que dificulta una estimación detallada y robusta.
3. El objetivo principal de este proyecto es que la metodología ocupada se encuentre alineada con la normativa.

Por lo tanto, considerando estos factores y la necesidad de adoptar un enfoque prudente y simplificado que cumpla con las normativas vigentes, se decide tomar un EAD del 100%. Esta decisión no solo facilita la gestión del riesgo y la implementación del modelo, sino que también garantiza confianza y seguridad respecto a este parámetro.

2.2. Metodología

El desarrollo de este modelo se divide en 4 fases principales:

1. Levantamiento de información.
2. Modelamiento PD NIIF9.
3. Forward looking.
4. Cálculo LGD y EAD.

2.2.1. Levantamiento de información

Esta fase se subdivide en dos etapas, la primera consiste en el levantamiento de información sobre requerimientos y especificaciones de la NIIF9 y CMF. La segunda es el levantamiento de información disponible en la Empresa.

Requerimientos de la normativa

Lo primero que se hace es leer de forma exhaustiva el compendio de normas contables de la CMF capítulos B1 y B2, y la NIIF9. Se determina que la CMF está alineada con los estándares internacionales en términos de normativa contable y financiera. Esto incluye la adopción y aplicación de la NIIF9. Esto nos permite preocuparnos exclusivamente de los requerimientos en la CMF ya que estas son las directrices para aplicar las normas internacionales en el contexto nacional. Por esto, cuando se habla de normativa en este informe se hace referencia a la normativa de

la CMF la cual contiene dentro de si los requerimientos de la normativa internacional. A continuación, se profundizará sobre las normativas.

El modelo debe seguir un enfoque de pérdidas esperadas, este intenta reconocer los eventos de incumplimiento de forma anticipada, y asegurar a la institución que existe cobertura ante la posible materialización de los eventos de incumplimiento futuros. Bajo esta modalidad todas las operaciones tienen una provisión asociada incluso aquellas que se encuentran al día, lo que no ocurre en los modelos de pérdida incurrida.

Junto con lo anterior, el modelo debe tomar en cuenta los distintos grados de riesgo de crédito, por esto el cálculo de las provisiones debe estar estructurado en tres “Stage” en los cuales puede estar el cliente dependiendo del estado de sus operaciones:

- Stage 1: Sin aumento significativo del riesgo desde el reconocimiento inicial. No hay evidencia de deterioro.
- Stage 2: Aumento significativo del riesgo, hay deterioro.
- Stage 3: Hay evidencia objetiva de deterioro significativo, es decir, han ocurrido uno o más eventos de incumplimiento.

Dado esto, para las operaciones cuyos clientes se encuentren en Stage 1 se calcula PD₁₂, mientras que para las operaciones cuyos clientes estén en Stage 2, se calcula PD Lifetime.

A su vez el cálculo de la PD debe tener en consideración factores macroeconómicos, la estimación de este parámetro debe incorporar la proyección de variables económicas que puedan influir en la capacidad de pago de los clientes. Este enfoque prospectivo permite a la entidad financiera anticipar cambios en el riesgo de crédito antes de que ocurran, mejorando la precisión del modelo.

Se extrae de esta etapa que cumplir con estos puntos permitirá que el modelo de pérdida esperada esté en conformidad con las normativas chilena e internacional.

Datos disponibles de la Empresa

La segunda etapa implica el levantamiento de información de la Empresa. Para esto se solicitan todas las bases de datos relacionadas con la cartera de leasing. En esta etapa, se lleva a cabo un profundo análisis de la información, evaluando su cobertura, consistencia y calidad discriminante de las variables.

La empresa entrega una base de datos sin diccionario que contiene 35.201 registros y 32 columnas. La base de datos corresponde al área de contabilidad y es el registro de todas las operaciones en cada uno de sus periodos. Debido a lo anterior, no existe una columna que sea Clave Primaria, si no que la Clave Primaria se genera mediante

una combinación de las columnas “Fecha” y “Nro. Operación”. Los registros en la base de datos comprenden los cierres de mes desde enero del año 2020 a diciembre del año 2023. Esta base contiene todos los documentos de Leasing gestionados por la Empresa y sus características, en particular los documentos vigentes, que aún no presentan vencimiento de su obligación y los documentos morosos.

La calidad de los datos es un aspecto fundamental para el desarrollo de un modelo robusto, por lo que esta etapa es de gran importancia. Al recibir la base, el primer paso es revisar la coherencia en estos datos. Esto implica detectar posibles inconsistencias que podrían manifestarse como fluctuaciones poco probables en las tendencias de una o más variables a lo largo del tiempo.

En caso de identificar periodos con comportamientos inusuales, alejados de la norma histórica, se procede a determinar si estos cambios son resultado de decisiones empresariales, como modificaciones en políticas o regulaciones o si se deben a errores operativos. En el caso de errores operativos, se evalúa la necesidad de corregir, reemplazar o eliminar estos datos.

Para analizar esto en la cartera, se construyen gráficos de tendencia de cada una de las variables durante todo el periodo disponible. Se observa en la mayoría de estos gráficos una alta volatilidad, en particular genera preocupación la distribución de los registros durante el 2023 donde, por ejemplo, hay un salto muy abrupto respecto a la cantidad de operaciones, sin embargo, al consultarlo con la Empresa, esta aclara que la anomalía se debe a decisiones comerciales y no errores operativos por lo que no necesita corrección. La Empresa explica que la volatilidad en los datos es consecuencia en parte de adquisición de otra compañía. Al fusionarse, surgen variaciones significativas debido a diferencias en las prácticas contables.

Se lleva a cabo un Análisis Exploratorio de Datos (EDA), utilizando el software estadístico R, que permite estudiar la presencia y cantidad de datos nulos y outliers. Aunque los datos de leasing no muestran outliers significativos que necesiten ser tratados, hay una cantidad considerable de nulos en las variables “Tipo Bien” (la cual habla acerca del tipo de bien que se adquiere) y en la variable “Pie” (la cual especifica el porcentaje de Pie de cada operación). La cantidad de nulos se muestran en la tabla a continuación:

Tabla 1: Valores nulos.

Variable	Porcentaje Nulos	Casos Nulos
Tipo Bien	6,21%	2202
Pie	6,64%	2352

Dado el alto sentido de negocio de ambas variables, es crucial manejar

adecuadamente los valores nulos, ya que esto será fundamental para el análisis posterior.

Para tratar los nulos en "Tipo Bien", se analiza su gráfico de estabilidad poblacional (Ver Anexo A.1) y, como se aprecia en él, la cantidad de datos nulos respecto al total de registros para el período va disminuyendo paulatinamente hasta llegar a 0% a comienzos del año 2021. Para corregir los registros, se realiza un cruce con la variable "Tipo Grupo", la cual indica el producto específico para el cual se realizó la operación. Así, se observa que para cada campo en la columna "Tipo Grupo" solo existe un campo posible en "Tipo Bien", por lo que es posible inferir el valor de "Tipo Bien" para los valores nulos observando el campo en "Tipo Grupo".

Para la variable "Pie", la cual también presenta un alto porcentaje de datos nulos, se realiza un procedimiento similar. Se analiza su gráfico de tendencia (Ver Anexo A.2) y se observa que los valores nulos van disminuyendo hasta llegar a 0% a comienzos del 2021. En este caso, se infieren los datos nulos a partir de los datos no nulos de otras columnas mediante la creación de una nueva variable llamada "Ratio", que calcula el ratio entre Valor Compra y Monto de Otorgamiento. Para los datos nulos, se observa el ratio correspondiente al registro y luego se toman todos los registros con valores no nulos con ese mismo ratio, observando cuál es la moda para la variable "Pie" en ese grupo. Finalmente, se asignará el valor moda de "Pie" de este grupo a los valores nulos.

Una vez corregidos los datos, se procede a realizar un análisis Univariado y Multivariado de las variables, incluyendo la elaboración de una matriz de correlación para comprender las relaciones entre ellas.

2.2.2. Cálculo de la PD NIIF9

Debido a que la cartera presenta pocas observaciones y se requiere que el modelo sea simple y fácil de mantener, se estiman los parámetros del modelo a partir de promedios (y promedios ponderados) históricos de la cartera. Por esta razón es que no se utiliza ningún tipo de muestreo, usualmente requerido cuando se desarrollan modelos estadísticos más sofisticados para estimar la PD, donde los datos son separados en bases de entrenamiento, prueba y validación.

Del análisis multivariado se extrae que hay 3 variables que tienen la mayor correlación con la variable de interés y que tienen sentido de negocios, estas son: Tamaño, Tipo Bien y Pie. Estas variables se segmentan usando la herramienta de análisis árbol CHAID, este método divide cada variable en grupos homogéneos de acuerdo con su promedio de caída en incumplimiento. De este análisis se extrae la siguiente división de datos:

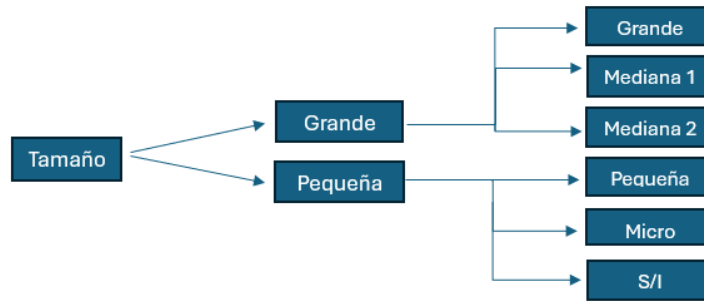


Ilustración 4: División de variable “Tamaño”.

La variable “Tamaño” se divide en dos grupos: Grande y Pequeña.

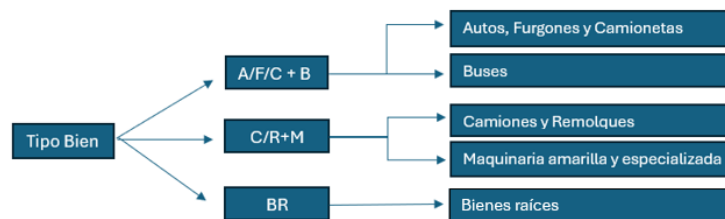


Ilustración 5: División de variable “Tipo Bien”.

La variable “Tipo Bien” se divide en 3 grupos: A/F/C+B, C/R+M y BR.

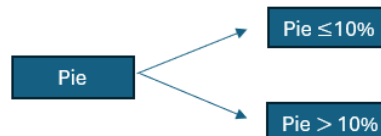


Ilustración 6: División de variable “Pie”.

La variable “Pie” se divide en dos grupos, %Pie menores o iguales a diez y %Pie mayor a diez.

Se realizan múltiples pruebas sobre estos grupos con el fin de encontrar una segmentación lo más precisa posible, es decir, la mejor división para identificar grupos con probabilidad de incumplimiento homogénea. Para ello, se modela el promedio de incumplimiento como clasificador y se utiliza el puntaje AUC para determinar la variable con mayor poder predictivo. De este análisis se concluye que la variable "Tamaño" es el mejor clasificador. Posteriormente, se estudia la interacción de esta variable con las otras dos variables como modelo de clasificación, resultando en la siguiente segmentación:

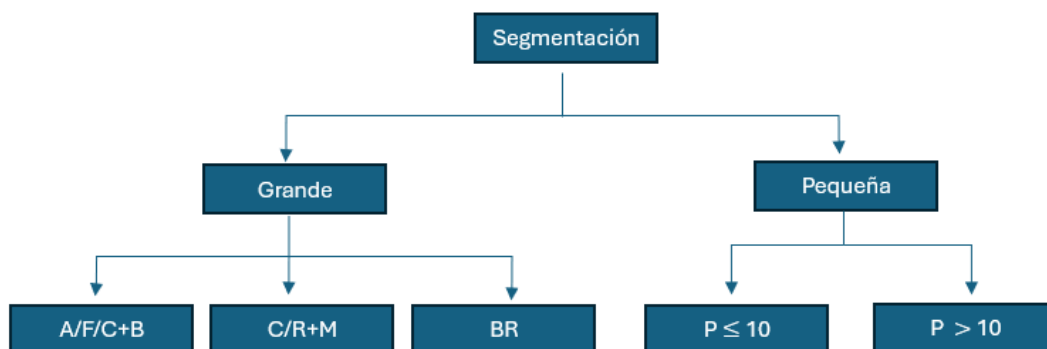


Ilustración 7: Segmentación

Como se muestra en el esquema, los datos se dividen en cinco segmentos distintos. Estos segmentos se obtienen cruzando la variable "Tamaño" con "Tipo de Bien" para aquellos clientes de tamaño grande, y cruzando "Tamaño" con "Pie" para los clientes en el grupo de tamaño pequeño.

Además de la segmentación antes mencionada, se considera la variable "Mora Rut" la cual contiene la mayor mora por cliente en cada periodo y se segmenta de la siguiente forma de acuerdo con criterio experto:

- T1: Mora Rut entre 0 y 29 días.
- T2: Mora Rut entre 30-59 días.
- T3: Mora Rut entre 60-89 días.
- T4: Mora Rut mayor o igual a 90 días.

La mora se encuentra altamente relacionada con la probabilidad de incumplimiento. T1 corresponde a Stage 1, T2 y T3 corresponden a Stage 2 y T4 es Stage 3, esta segmentación es requerida por la normativa para definir la ventana en la que se evalúa el incumplimiento para cada operación.

Una vez definida la segmentación se determina la PD utilizando matrices de transición a tres meses y la segmentación escogida. Se construye una matriz de transición semilla (matriz a tres meses) para cada segmento, donde cada una representa la probabilidad de que las operaciones pasen de un tramo de mora a otra en un periodo de tres meses. En el Anexo B.1 se muestran las 5 matrices de transición semilla, correspondiente a cada segmento y su posterior ponderación para calcular la PD en distintos periodos.

2.2.3. Forward looking

Para aplicar este enfoque es necesario tener data sobre varios ciclos económicos que haya atravesado la cartera, esto implica tener los registros

históricos de por lo menos ocho años de tasas de incumplimiento. Con esta información se aplica un modelo econométrico que relaciona la variable Macroeconómica con las fluctuaciones en las probabilidades de incumplimiento.

Sin embargo, como se mencionó anteriormente, la ventana de datos disponible es limitada y presenta una alta volatilidad. Debido a esto, no es viable desarrollar un modelo econométrico basado exclusivamente en los datos de la Empresa.

Como alternativa, se opta por utilizar una serie de datos pública disponible en las bases de datos de la CMF, que tenga un comportamiento similar al de la cartera de leasing. Sobre esta serie se desarrolla el modelo econométrico, del cual posteriormente se extraen las variaciones proyectadas para aplicarlo proporcionalmente a los datos de la Empresa.

Se selecciona la morosidad de la cartera comercial como la serie de referencia, ya que, según el criterio experto, esta se ve afectada por las mismas variables económicas que la cartera de leasing. Se procede a aplicar la metodología sobre la serie de morosidad comercial de la banca, utilizando como variable dependiente el porcentaje de incumplimiento promedio. Las variables independientes son variables macroeconómicas, probando distintas variaciones de cada una, como la variación anual, la variación mensual y distintos periodos de rezago.

Se construye una base de datos con más de veinte variables macroeconómicas (y sus respectivas variaciones). A partir de esta data, se elabora una matriz de correlación para identificar las variables con mayor relación con la morosidad (Ver Anexo C.1). De este análisis se extraen las variables con la mayor correlación y que además tienen sentido desde una perspectiva de negocio. Para cada una de las variables seleccionadas se realiza una regresión lineal simple y se grafica su relación con la morosidad.

Se seleccionan las variables con mejores resultados en términos de R cuadrado, P-Value y coeficiente. No se establecieron umbrales específicos para estos parámetros; se evaluó que el R cuadrado fuera alto, indicando una mayor explicación de la variabilidad; el P-Value debía ser estadísticamente significativo (menor a 0,05); y los coeficientes debían tener coherencia con la lógica de negocio.

De esta manera, se eligen las variables IPC (variación mensual) y TPM (con rezago de 6 meses). Con ellas se construye una regresión lineal múltiple de la siguiente forma:

$$\%Morosidad = \beta_0 + \beta_1 \cdot IPC + \beta_2 \cdot TPM + e$$

A este modelo se aplican una serie de pruebas estadísticas para confirmar su robustez y nivel de ajuste. (Ver Anexo C.2)

Una vez confirmada la calidad del modelo, se estudia gráficamente la morosidad estimada versus la morosidad real de la cartera como se muestra a continuación:

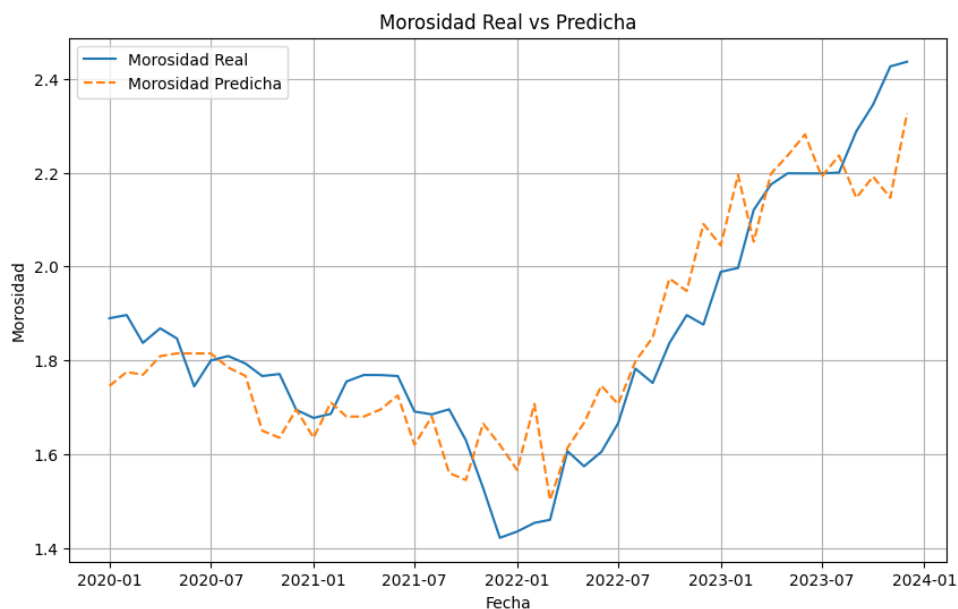


Ilustración 8: Morosidad real versus morosidad estimada.

Posteriormente, se proyecta cómo se espera que varíe la morosidad en los siguientes cuatro años: 2024, 2025, 2026 y 2027. Para esto se ocupan los datos de la encuesta de expectativas económicas (EEE) publicada por el banco central, debido a que estos datos son el promedio de la evaluación de distintos economistas, su uso constituye en sí la proyección de un escenario base, pues promedia tanto expectativas positivas como negativas sobre la proyección.

Para llevar la estimación de la cartera comercial a la proyección de los datos de la Empresa, se construye un índice de variación. Este índice toma diciembre de 2023 como 100% y, a partir de esa fecha, se evalúa la variación sobre el periodo anterior (Ver anexo D para detalles de la variación en cada trimestre).

Debido a que el incumplimiento en la cartera comercial se expresa en porcentajes de saldo deuda, y las PD construidas a través de matrices de transición son porcentaje de operaciones, los porcentajes de variación no son comparables y por esto antes de aplicar la variación a las PD calculadas es necesario hacer una transformación matemática que permite tener porcentajes en la misma dimensión.

Para esto se toman los porcentajes de saldo deuda de diciembre del 2023 y se multiplican por la matriz de transición, luego se ocupa un factor para obligar a la nueva PD a tomar el valor estimado mediante forward looking y esto a su vez varía la transición de cada elemento de la matriz proporcionalmente. El detalle de este procedimiento se encuentra en el Anexo F.

Este proceso se hace de forma independiente para cada uno de los cinco

segmentos y se hace una proyección de 16 trimestres. Donde los datos representan la probabilidad de incumplimiento de la operación dependiendo de su Stage y vida remanente.

2.2.4. Cálculo de la LGD

Como se vio en la sección de marco teórico, la LGD se calcula solo considerando la recuperación de los bienes, utilizando la siguiente fórmula:

$$LGD_i = 1 - \frac{1}{D_{it}} \left(\frac{RC_{it}}{(1+r)^s} \right)$$

La variable RC (Recuperación del Capital) se construye como una multiplicación de la probabilidad promedio de recuperación del bien ponderada por el porcentaje promedio de valor de venta del bien respecto a su valor de compra. Esta variable tiene en cuenta la efectividad del proceso de recuperación y la devaluación del bien en el tiempo. Es decir,

$$RC = \text{Probabilidad de Recuperación} \times \left(\frac{\text{Valor de Venta}}{\text{Valor de Compra}} \right)$$

El valor S es la suma del tiempo requerido para recuperar el bien y el tiempo necesario para venderlo. Es decir:

1. Tiempo de Recuperación: El período que toma desde el incumplimiento hasta la posesión efectiva del bien.
2. Tiempo de Venta: El período adicional necesario para vender el bien en el mercado secundario.

Las variables RC y S son cruciales para el cálculo de la LGD, ya que influyen directamente en el valor neto recuperado. La Empresa debe proporcionar los valores de estas variables, dado que posee el conocimiento sobre sus procesos de recuperación y venta, lo que les permite ofrecer estimaciones precisas.

III. Resultados

3.1. Resultados

En esta sección se muestran los principales resultados en el desarrollo del modelo, los resultados intermedios y validaciones secundarias se pueden encontrar en Anexos.

Resultado segmentación

La segmentación se basó en las variables “Tamaño”, “Pie” y “Tipo Bien”. Se llegó a que la variable con mayor poder predictivo sobre el incumplimiento es “Tamaño”, esta arrojó resultados robustos en el Z-test, como se muestra a continuación:

Z-Test	
Estadístico Z	-29.858
P-valor	6,78E-181

Ilustración 9: Z-test.

Los valores que se muestran en el recuadro anterior nos indican que Tamaño tiene un poder de predicción muy potente y el P-valor cercano a cero nos indica que la probabilidad de que este resultado sea al azar es extremadamente baja.

A continuación, se muestran los resultados de la curva ROC para cada cruce de la variable “Tamaño” con “Tipo Bien” y “Pie”.

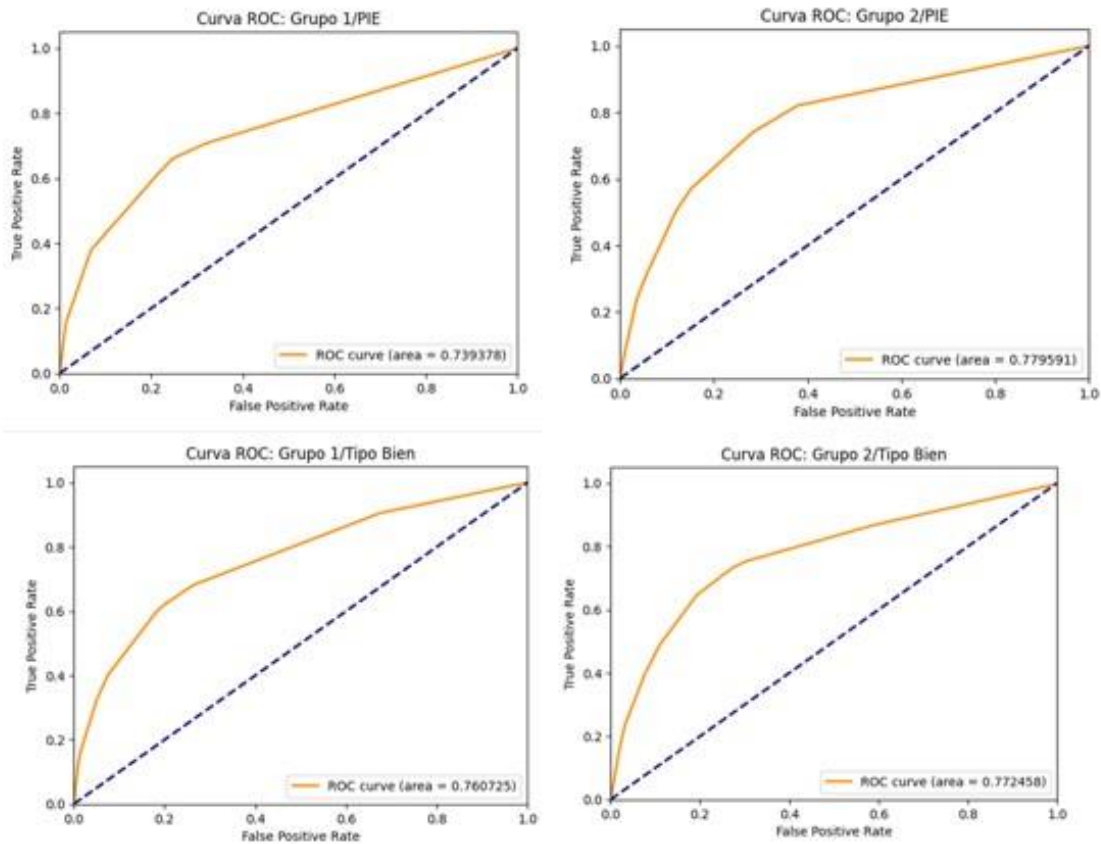


Ilustración 10: Curvas ROC segmentación.

Podemos observar que se obtienen puntajes AUC altos. Sin embargo, las mejores predicciones se presentan en las categorías “Grande” con “Tipo Bien” y “Pequeña” con “Pie”, como se resume en la tabla a continuación:

Tabla 2: Puntajes AUC por segmento.

	Grupo 1	Grupo 2	Total
Pie	73,9%	78,0%	79,1%
Tipo Bien	76,1%	77,2%	79,3%

Donde Grupo 1 y Grupo 2 corresponden a Tamaño Grande y Pequeña respectivamente.

Así la segmentación queda establecida de la siguiente forma:

Tabla 3: Tasas de Incumplimiento segmento grande.

Tamaño	Tramo Mora	A/F/C+B	C/R+M	B-R
Grande		6,05%	11,85%	20,28%
	Al día	3,07%	5,57%	12,41%
	1 -29	9,43%	16,61%	25,95%
	30 - 59	25,19%	33,13%	35,19%
	60 - 89	45,13%	58,69%	58,33%

Tabla 4: Tasas de incumplimiento segmento pequeña.

Tamaño	Tramo Mora	Pie < 10%	Pie >=10%
Pequeña		34,83%	18,10%
	Al día	19,17%	7,50%
	1 -29	37,52%	26,57%
	30 - 59	49,79%	45,90%
	60 - 89	68,66%	63,80%

Se ocupan las tasas de incumplimiento por segmento como clasificador en la curva ROC y se obtiene un porcentaje AUC de 79,6%. Lo cual representa un resultado muy robusto a nivel estadístico.

Resultados PD

A continuación, se muestra una tabla consolidada con los resultados la PD para cada segmento en según cada tramo de mora calculado mediante matrices de transición. Los porcentajes que aquí se presentan son las PD a 12 meses, esto significa que son la multiplicación de la matriz semilla cuatro veces por sí misma.

Tabla 5: PD Matrices de transición.

	S1	S2	S3	S4	S5
Al día	2,7%	5,6%	6,6%	17,7%	7,4%
T1(1 - 29)	8,4%	15,9%	12,2%	35,7%	22,6%
T2(30 - 59)	18,2%	28,5%	16,3%	50,4%	37,6%
T3(60 - 89)	29,9%	41,4%	26,8%	59,0%	51,7%
T4 (Incumplimiento)	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%	100,0%

Como se mencionó anteriormente, para las operaciones cuyos clientes se encuentran en Stage 2 sus PD deben ser calculadas para el tiempo remanente de la operación. Para esto es necesario ocupar la matriz de transición completa, aquí se presenta el resultado a modo de ejemplo para una operación perteneciente al S1 con una vida remanente de 48 meses.

Tabla 6: Matriz semilla S1

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
1 - 29	6,0%	41,6%	33,4%	13,1%	3,7%	2,2%
30 - 59	11,7%	22,8%	20,9%	28,2%	6,8%	9,7%
60 - 89	19,4%	22,6%	8,1%	12,9%	14,5%	22,6%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Tabla 7: Matriz de 48 meses para S1

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	26,7%	50,4%	10,7%	4,2%	1,2%	6,8%
1 - 29	30,9%	43,0%	9,1%	3,6%	1,1%	12,3%
30 - 59	34,5%	33,3%	7,1%	2,8%	0,8%	21,4%
60 - 89	36,2%	24,0%	5,1%	2,0%	0,6%	32,1%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Si tomamos que la operación se encontraba en el tramo de mora tres, entonces su PD es de 32,1%. Esto significa que hay un 32,1% de probabilidades que la operación caiga en incumplimiento en su vida remanente.

Resultados PD ajustada con forward looking

Para ajustar aplicar el enfoque de forward looking se tomaron las variables IPC y TPM (con rezago de 6 meses) y se construyó el modelo de regresión lineal múltiple que se presenta a continuación:

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	Morosidad	R-squared:	0.814			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.806			
Method:	Least Squares	F-statistic:	98.40			
Date:	Fri, 19 Jul 2024	Prob (F-statistic):	3.71e-17			
Time:	15:14:39	Log-Likelihood:	38.033			
No. Observations:	48	AIC:	-70.07			
Df Residuals:	45	BIC:	-64.45			
Df Model:	2					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	1.7167	0.031	54.964	0.000	1.654	1.780
IPC Var	-0.1502	0.033	-4.497	0.000	-0.217	-0.083
tpmR6	0.0475	0.004	12.272	0.000	0.040	0.055
Omnibus:	0.334	Durbin-Watson:	0.838			
Prob(Omnibus):	0.846	Jarque-Bera (JB):	0.247			
Skew:	-0.167	Prob(JB):	0.884			
Kurtosis:	2.889	Cond. No.	15.7			

Ilustración 11: Resultados Regresión forward looking

La regresión ofrece resultados robustos, con un R cuadrado ajustado de 0,806, lo que indica que las variables explican en gran medida la variación del incumplimiento. Además, el P-Value de cada variable es significativo.

El coeficiente de -0,1502 del IPC sugiere que un aumento en esta variable se asocia con una disminución en el incumplimiento de la cartera. Esto puede deberse a que un aumento en el IPC refleja un aumento en los precios de bienes y servicios, lo cual puede estar relacionado con una economía en crecimiento, donde los clientes tienen más ingresos y, por lo tanto, están en mejores condiciones de cumplir con sus obligaciones financieras. Por otro lado, el coeficiente de 0,04 asociado a la variable TPM con rezago también tiene sentido desde una perspectiva de negocio. Un aumento en la TPM generalmente se traduce en un aumento en las tasas de interés para los préstamos comerciales y de consumo, esto significa que las empresas enfrentan costos de endeudamiento más altos, lo que puede dificultar su capacidad de pago. Es necesario tener en cuenta que este efecto no es inmediato y por eso se aprecia mejor ocupando un rezago de 6 meses, donde si incide de forma significativa sobre la capacidad de pago.

A continuación, se presentan los resultados de las PD ajustadas utilizando este enfoque prospectivo. Las tablas muestran el impacto de las variables macroeconómicas en la probabilidad de incumplimiento.

Tabla 8: Ajuste forward looking S1

A/F/C+B				
Tramo Mora	12 meses	24 meses	36 meses	48 meses
Al día	4,4%	11,0%	16,1%	20,1%
T1 (1-29)	14,2%	20,1%	24,3%	27,5%
T2(30-59)	31,2%	35,5%	38,4%	40,6%
T3(60-89)	52,0%	54,4%	56,1%	57,4%

Tabla 9: Ajuste forward looking S2

C/R+M				
Tramo Mora	12 meses	24 meses	36 meses	48 meses
Al día	6,0%	15,0%	21,8%	27,0%
T1 (1-29)	17,5%	25,8%	31,6%	35,9%
T2(30-59)	31,8%	38,7%	43,3%	46,7%
T3(60-89)	47,0%	52,0%	55,4%	57,9%

Tabla 10: Ajuste forward looking S3

BR				
Tramo Mora	12 meses	24 meses	36 meses	48 meses
Al día	7,2%	16,0%	22,7%	27,9%
T1 (1-29)	13,2%	21,4%	27,5%	32,2%
T2(30-59)	17,6%	24,7%	30,1%	34,2%
T3(60-89)	28,9%	33,8%	37,4%	40,2%

Tabla 11: Ajuste forward looking S4

Pie menor o igual a 10%				
Tramo Mora	12 meses	24 meses	36 meses	48 meses
Al día	12,0%	25,9%	33,0%	36,5%
T1 (1-29)	22,7%	34,7%	40,1%	42,8%
T2(30-59)	31,0%	41,5%	46,0%	48,2%
T3(60-89)	34,2%	43,1%	47,0%	48,9%

Tabla 12: Ajuste forward looking S5

Pie mayor a 10%				
Tramo Mora	12 meses	24 meses	36 meses	48 meses
Al día	6,6%	16,2%	22,0%	25,2%
T1 (1-29)	20,0%	28,6%	32,7%	35,0%
T2(30-59)	33,3%	40,1%	42,8%	44,3%
T3(60-89)	45,8%	50,7%	52,6%	53,6%

En las matrices observamos que los porcentajes aumentan de manera progresiva. Se puede ver que, al pasar de 12 a 24 meses, el porcentaje a menudo se duplica, mientras que el crecimiento hacia los 36 y 48 meses es más moderado. Esto se explica en parte

por la proyección de las variables macroeconómicas, donde se estima que la variación del IPC será de 3% para los años 2026 y 2027. Algo similar ocurre con la TPM, que también se proyecta en un 4,25% para los años 2026 y 2026. Al estancarse estas variables también generan menos cambio en la proyección del incumplimiento de la cartera.

Resultados LGD

A continuación, se presentan los datos utilizados para el cálculo de la LGD. Los parámetros α , β y $S1$ fueron proporcionados por la Empresa, mientras que $S2$ no fue suministrado. Por lo tanto, se emplearon aproximaciones basadas en información de la industria y criterio experto.

Tabla 13: Parámetros LGD

Tipo Bien	α	β	S1	S2
AUTOMOVIL/FURGON/CAMIONETA	50%	62%	6	3
BUSES	40%	62%	15	3
CAMIONES Y REMOLQUES	40%	62%	15	3
MAQUINARIA AMARILLA	40%	62%	15	3
MAQUINARIA /EQUIPOS DE USO ESPECÍFICO	40%	62%	15	3
BIENES RAICES	100%	75%	4	9

Donde:

α : Porcentaje de recuperación de bienes. Cuantos de los bienes logran ser incautados por la Empresa.

β : Porcentaje promedio de valor de venta del bien versus su valor de compra. Este porcentaje representa el valor al que se vende en comparación con su valor original de compra.

S1: Tiempo requerido para recuperar el bien.

S2: Tiempo requerido para vender el bien.

Se obtiene la siguiente LGD:

Tabla 14: Resultados LGD

Tipo Bien	LGD
AUTOMOVIL/FURGON/CAMIONETA	70,55%
BUSES	77,38%
CAMIONES Y REMOLQUES	77,38%
MAQUINARIA AMARILLA	77,38%
MAQUINARIA/EQUIPOS DE USO ESPECÍFICO	77,38%
BIENES RAICES	29,83%

3.2. Discusión

El propósito de este proyecto era desarrollar un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de una empresa financiera no bancaria el cual cumpliera con la normativa internacional y que tuviera una sólida base metodológica que permitiera a la empresa estar cubierto ante multas y ante el riesgo reputacional por falta de transparencia en el riesgo de la cartera.

Dado esto podemos decir que los resultados obtenidos permiten cumplir con el objetivo propuesto, ya que la metodología expuesta en este informe está completamente alineada con la NIIF9, se encuentra documentada y entrega transparencia en el cálculo de provisiones a la Empresa. Entonces, los objetivos planteados fueron adecuados al proyecto, sin embargo, los alcances planteados no fueron alcanzados en su totalidad y los resultados tienen algunas inconsistencias que se discuten aquí.

Si bien en el presente trabajo se utilizaron matrices de transición a tres meses, la metodología general de la consultora y de la industria es emplear matrices de transición a 6 meses o 12 meses. En este proyecto se tuvo que reducir esta ventana de tiempo debido a la escasez de datos disponibles. Al probar con matrices de seis meses, los resultados de la PD no fueron robustos, ya que en algunos segmentos y tramos de mora solo había dos operaciones. Con tan pocos datos, los resultados de la PD no son fiables. Al utilizar matrices de tres meses, se logra capturar más datos, permitiendo un análisis más granular y mejorando la robustez de los resultados.

Por otro lado, existen estudios científicos, como (*Armando Támara-Ayús, 2012*) que sugieren que esta metodología debería aplicarse con matrices de transición a un mes. Esta metodología proporciona PD mucho más precisas porque captura cada caída a default, entregando una PD más cercana a la realidad. Ante esto, se identifican tres efectos clave en las matrices de transición a 1 mes:

1. Las matrices de un mes entregan una PD más alta en comparación con periodos de transición más largos.

2. Al ser de un mes, la matriz de transición siempre proporciona la PD exacta para el tiempo remanente de la operación. Es decir, cualquier número remanente de meses en la operación es múltiplo de uno, lo que permite llegar a ese mes exacto. Esto no ocurre con periodos más largos, donde se debe redondear hacia arriba, asignando una PD más alta de lo que correspondería a ese segmento.

3. Bajo esta metodología, se requiere una LGD muy precisa para tener una idea real de la recuperación, ya que, si la PD es tan exacta, es necesario que la LGD también lo sea.

Como se vio en las secciones anteriores, la LGD no es precisa, presenta una aproximación conservadora y su valor se basa solo en la recuperación del bien y no en la recuperación técnica (que considera los pagos posteriores al incumplimiento). Dado esto, se plantea que existe un efecto de compensación entre el punto 1 y los puntos 2 y 3, que permite utilizar una PD a tres meses que puede no ser tan precisa, pero se compensa con la sobreestimación en los tiempos remanentes y el enfoque conservador de la LGD.

En cuanto a la metodología escogida, aunque se intentó utilizar la mejor opción posible, algunos enfoques resultaron ser más ambiciosos de lo que permitía la data disponible, derivando en desarrollos que consumieron mucho tiempo sin ofrecer resultados sólidos. Por ejemplo, inicialmente se trabajó con un modelo econométrico para obtener las PD lifetime, luego se utilizaron matrices de transición a seis meses y finalmente se optó por matrices de transición a tres meses. Si bien, se podría pensar que se puede haber escogido una mejor opción desde el principio, en realidad, es importante destacar que el desarrollo de un modelo de pérdida esperada es un proceso iterativo, donde probar distintas opciones es necesario para alcanzar los mejores resultados. Esto significa que la equivocación y re empezar etapas está considerado dentro de los tiempos del proyecto y es parte central del desarrollo.

Como se mencionó en la sección de alcances, uno de los alcances esperados del proyecto era desarrollar un modelo preciso de pérdida esperada que entregará el número óptimo de provisiones que requiere la Empresa, esto significa que, por un lado, no sub-provisionara (vemos que esto se cumple), pero por otro lado no sobre provisionara y esta precisión hacia arriba es la que no se alcanza. La falta de precisión se debe a que no se contaba con una cantidad suficiente de datos para poder hacer análisis más profundos y dentro de esas situaciones se hace necesario hacer inferencias (Como la recuperación proveniente exclusivamente de recuperar el bien) y tomar parámetros estándar (como el EAD de 100%) al hacer esto, siempre es necesario inclinarse a la opción más conservadora para asegurar el cumplimiento de los objetivos principales aun cuando implique sacrificar un poco de precisión.

Dados los puntos anteriores, se recomienda a la Empresa implementar un proceso de mejora en la obtención y registro de datos, que permita hacer análisis de mejor calidad y en menor tiempo. Para esto se recomienda cumplir con los cinco factores establecidos por la norma ISO/IEC 25012 que debe tener una base de datos de calidad: precisión, consistencia, completitud, actualidad y accesibilidad. En la base de datos que fue facilitada a la consultora para desarrollar este proyecto hay tres de los cinco puntos que no se cumplen: precisión, consistencia y completitud.

Un ejemplo de la falta de precisión es que no se encuentran marcadas todas las operaciones que fueron renegociadas y que los días de mora crecen de un mes a otro en montos mayores a 30 días. La explicación a ambos casos según la Empresa tiene que ver con el tratamiento contable que se les da a las operaciones. En el primero

hay un cambio en el número de operación que indica la renegociación, pero esto no se puede determinar solo mirando los datos. En el segundo, se debe a que los días de mora se pueden usar como castigo y por eso pueden variar de esa forma. Lo grave de esto es que los datos no representan los valores reales y por esto falta precisión en los datos.

En cuanto a la consistencia, se observa una falta significativa de este factor en la base de datos y queda en evidencia al calcular la LGD. No existe una columna que indique si el saldo de deuda final se debe al pago del cuotón final o a la recuperación del bien. Esto obliga a hacer inferencias, como suponer que una reducción del 70% en la deuda final indica un pago, lo que no es consistente y puede hasta ser contradictorio porque no todos los que tienen una reducción del 70% se comportan igual.

En cuanto a la completitud, como se observó en la sección de metodología, hay una gran cantidad de datos nulos en columnas que contienen información crucial. Esto es particularmente problemático dado el pequeño tamaño del conjunto de datos, donde cada valor es significativo. Aunque en este caso se resolvió parcialmente cruzando con otras variables, esta solución no es completamente precisa y demuestra claramente la falta de completitud en la base de datos.

Como queda en evidencia, la empresa debe replantear su recolección y organización de datos para cumplir con los parámetros internacionales que definen una base de datos de calidad. Algunas recomendaciones incluyen la creación de una base de datos adicional que registre si las operaciones resultaron en la recuperación del bien, y si es así, cuándo se vendió, cuánto tiempo tomó venderlo y cuánto tiempo se demoró en recuperarlo. También sería beneficioso que, al solicitar proyectos a consultoras externas, se proporcione una explicación clara del comportamiento de las variables en la base de datos.

Una extensión del proyecto que se plantea analizando el funcionamiento de la consultora es aplicar un proceso más completo de capacitación para los nuevos analistas.

Esta extensión se hace relevante dado el contexto de la consultora donde la mayoría de los analistas que trabajan son estudiantes en práctica o alumnos recién salidos de ingeniería, por lo mismo la rotación de estos puestos es muy alta. Cuando se incorporan los nuevos integrantes, generalmente con conocimiento limitado sobre los temas del proyecto, reciben información muy específica, como el manual contable de la NIIF9 y el compendio de normas de la CMF, entre otros documentos, pero sin una introducción adecuada que permita realmente comprender lo que se habla en esos documentos.

Una capacitación previa ayudaría a los estudiantes a entender mejor el propósito y origen de su proyecto, así como las reglas establecidas en los manuales, resultando en mayor productividad y un proceso de aprendizaje más eficiente. Como

alternativa, se podría realizar una reunión extendida entre el nuevo analista y el experto del proyecto, comenzando con una contextualización general y luego profundizando en los detalles del proyecto. Dado que el tiempo de los expertos es limitado, también se podrían grabar cápsulas de video que expliquen los distintos temas o contratar a pasantes que ya trabajaron en proyectos similares para que ofrezcan una capacitación. Es crucial que haya una persona disponible para responder a las dudas del analista entrante durante las primeras semanas.

3.3. Conclusiones

En este informe se desarrolló un modelo de pérdida esperada para la cartera de leasing de una empresa financiera no bancaria. La idea era desarrollar un modelo que cumpliera con la normativa internacional vigente, mediante una metodología robusta, simple y transparente. Luego del trabajo realizado se puede decir que el objetivo general del trabajo fue cumplido satisfactoriamente.

Se trabajó con información desde enero del 2020 hasta diciembre del 2023. El levantamiento de la información bibliográfica y análisis de la información de la Empresa financiera fue crucial para lograr un entendimiento profundo del problema y poder identificar las principales variables que influyen en el comportamiento del incumplimiento de la cartera.

Este entendimiento permite introducir mejoras a la base de datos existente, agregando consistencia y completitud a los datos, mediante cruces de variables y uso de algoritmos. De esta manera se logró cumplir el objetivo específico de crear una base de datos enriquecida. Esto aporta un valor significativo a la Empresa al mejorar la calidad y la fiabilidad de su información disponible y facilitando un punto de partida para proceder a mejoras más profundas.

Para cumplir el segundo objetivo específico y entregar un trabajo tangible y completo a la Empresa, se documentó cada paso del proceso y se llevó a cabo una investigación profunda que respaldara las decisiones tomadas por criterio experto. Este informe representa un resumen de la documentación entregada a la Empresa.

La claridad y detalle de esta documentación tienen un impacto significativo, ya que facilita la gestión del conocimiento tanto para la Empresa como para la Consultora. A nivel empresarial, es muy útil que esta información sea accesible y utilizable para futuros proyectos y decisiones. Para la consultora, esta documentación sirve como una guía para proyectos similares en el futuro, asegurando la transferencia de conocimientos y mejores prácticas. Optimizando en ambas entidades los tiempos invertidos y recursos disponibles para estas actividades.

El desarrollo de este modelo incluye metodologías fundamentales para obtener

resultados robustos. Entre ellas se destaca un detallado estudio macroeconómico que relaciona la capacidad de pago de los clientes con importantes variables macroeconómicas del país. De este análisis se concluye que un aumento en el IPC se asocia con una disminución en el incumplimiento de la cartera, mientras que un aumento en la TPM se relaciona con un incremento en el incumplimiento. Este enfoque permite ajustar la pérdida esperada de acuerdo con las proyecciones de los expertos sobre los escenarios macroeconómicos que enfrentará el país, permitiendo a la Empresa estar preparada para distintos escenarios.

El resultado final de este proyecto es un modelo de pérdida esperada con un enfoque conservador respecto al riesgo. Esto se debe a la escasez de datos y al limitado período temporal disponible, lo que obliga a hacer inferencias con una perspectiva adversa al riesgo. Para extender el alcance de este modelo y mejorar su integración en la gestión, es necesario desarrollar un modelo preciso en términos de provisiones. Para lograr esto, es crucial mejorar y corregir la base de datos disponible, tarea que debe ser realizada por la misma empresa en lugar de una consultora externa, como se detalló anteriormente.

Como conclusión, este proyecto desarrolló un modelo de pérdida esperada dentro de los plazos establecidos, que cumple con la normativa internacional y proporciona una base metodológica sólida. La mayor ventaja de la metodología presentada es que provee criterios estándares para predecir el comportamiento de pago del deudor, basados en un análisis objetivo y con sustento estadístico. Además, está completamente alineada con los requerimientos de la NIIF9, otorgando argumentos estadísticos robustos para la provisión de pérdidas esperadas por riesgo de crédito. A pesar de las limitaciones de datos y el enfoque conservador adoptado debido a estas restricciones, el modelo ha demostrado ser efectivo para proteger a la empresa de riesgos y sanciones.

Para maximizar su rentabilidad y agregar valor, la empresa debe alcanzar un cálculo de provisiones preciso. Se recomienda implementar mejoras en la base de datos y actualizar el modelo regularmente. Este proceso no solo aumentará la precisión de las provisiones, repercutiendo en un manejo más eficiente del capital, sino que también fortalecerá la confianza de los inversionistas y mejorará la gestión del riesgo financiero.

IV. Bibliografía

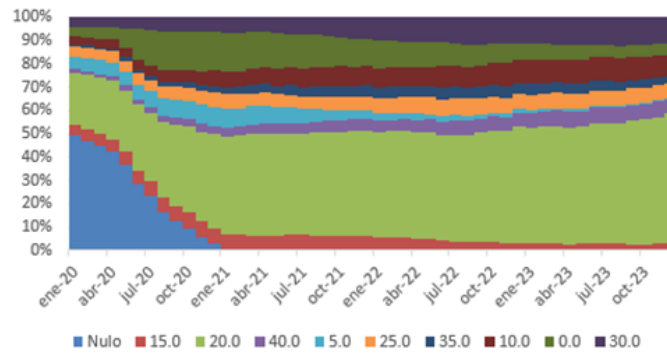
1. Armando Támara-Ayús. (2012). MATRICES DE TRANSICIÓN EN EL ANÁLISIS DEL RIESGO CREDITICIO COMO ELEMENTO FUNDAMENTAL EN EL CÁLCULO DE LA PÉRDIDA ESPERADA EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA COLOMBIANA.
http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S1692-33242012000100009&script=sci_arttext
2. Armour, J., Mayer, C., & Polo, A. (2017). Regulatory Sanctions and Reputational Damage in Financial Markets. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 52(4), 1429-1448.
3. Comisión para el Mercado Financiero. (2024). Modelo Estándar de Provisiones para las Colocaciones de Consumo de las Instituciones Bancarias.
https://www.cmfchile.cl/sitio/aplic/serdoc/ver_sgd.php?s567=3e4933095b3b6ae1d71fb8f3da76dcf9VFdwQmVVNUVRWHBOUkVVeFRXcFpOVTFSUFQwPQ==&secuencia=-1&t=1719452275
4. Credit Scoring Series Part Five: Credit Scorecard Development. (2022, junio). [ALTAIR].
<https://altair.com/blog/articles/credit-scoring-series-part-five-credit-scorecard-development#:~:text=The%20area%20under%20the%20ROC,and%20prerequisite%20o%20model%20acceptance>
5. Elena, M., Valentin, M., Rafaela, C., & Codrut, T. (s. f.). An IFRS 9 Framework for Model Validation.
6. José Antonio Gaspar. (2019). Supervisor Bancario y Procedimientos Sancionatorios. Comisión para el Mercado Financiero.
7. Khetan, S., Parikh, J., Lakhani, M., Thakkar, D., Surana, S., Khandelwal, A., & Pawale, R. (2020). Expected credit loss analysis for non-banking financial companies. EY.
8. Koyuncugil, A. S., & Ozgulbas, N. (s. f.). Risk modeling by CHAID decision tree algorithm.

9. Leonardo Villar, Camila Pérez, & Viviana Alvarado. (2018). El sector del Leasing. Fedesarrollo.
https://www.repository.fedesarrollo.org.co/bitstream/handle/11445/3787/Repor_Dicimbre_2018_Villar_P%C3%A9rez_y_Alvarado.pdf?sequence=3&isAllowed=y
10. Marco Folpmers. (2021, agosto). Probability of Default: The Pluses and Minuses of Transition Matrices [GARP]. <https://www.garp.org/risk-intelligence/credit/probability-of-default-the-pluses-and-minuses-of-transition-matrices>
11. Reitgruber, W. (2013). The Calculus of Expected Loss.
12. Stelian Stancu. (2024). Estimation of default using the regression model and forward-looking modeling.

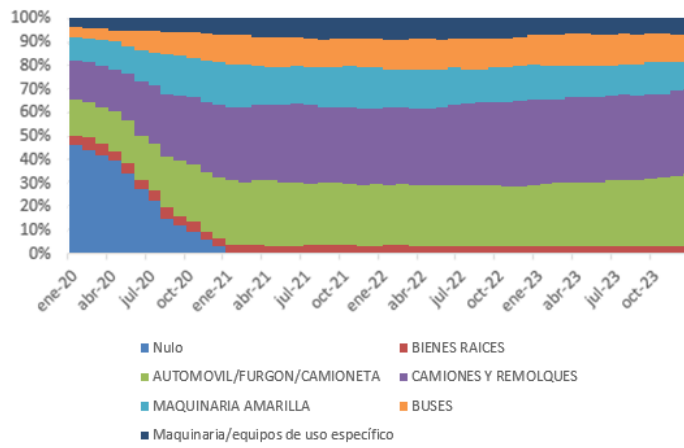
V. Anexos

Anexo A:

A.1
Estabilidad Pie



A.2
Estabilidad Tipo Grupo



Anexo B:
Matriz de transición segmento 1:

B.1

Matriz Transiciones Trimestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
1 - 29	6,0%	41,6%	33,4%	13,1%	3,7%	2,2%
30 - 59	11,7%	22,8%	20,9%	28,2%	6,8%	9,7%
60 - 89	19,4%	22,6%	8,1%	12,9%	14,5%	22,6%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Semestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	6,4%	74,3%	13,3%	4,2%	1,2%	0,6%
1 - 29	11,4%	52,3%	18,8%	9,6%	2,9%	5,0%
30 - 59	18,2%	35,6%	15,9%	12,1%	3,8%	14,4%
60 - 89	24,8%	28,3%	9,0%	7,1%	3,4%	27,3%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Anual Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	13,7%	64,0%	13,2%	5,0%	1,5%	2,7%
1 - 29	19,4%	52,9%	12,3%	5,4%	1,6%	8,4%
30 - 59	25,4%	40,2%	10,0%	4,8%	1,5%	18,2%
60 - 89	29,8%	29,3%	6,9%	3,2%	1,0%	29,9%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz de transición segmento 2:

B.2

Matriz Transiciones Trimestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	3,4%	79,4%	13,3%	2,7%	1,0%	0,1%
1 - 29	4,3%	34,8%	36,5%	15,4%	4,6%	4,2%
30 - 59	4,8%	23,6%	18,3%	24,8%	15,8%	12,8%
60 - 89	6,6%	18,9%	14,8%	11,7%	19,9%	28,1%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Semestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	6,9%	68,6%	16,1%	5,0%	2,1%	1,4%
1 - 29	8,2%	44,9%	21,5%	11,0%	5,4%	9,1%
30 - 59	8,6%	33,9%	16,7%	11,5%	8,1%	21,2%
60 - 89	9,8%	26,7%	13,0%	8,0%	6,7%	35,8%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Anual Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	13,5%	56,5%	15,6%	6,0%	2,8%	5,6%
1 - 29	14,5%	45,6%	14,4%	6,3%	3,3%	15,9%
30 - 59	14,1%	36,8%	12,0%	5,5%	3,1%	28,5%
60 - 89	14,0%	28,6%	9,3%	4,2%	2,4%	41,4%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz de transición segmento 3:

B.3

Matriz Transiciones Trimestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,3%	70,6%	19,5%	5,9%	1,4%	0,5%
1 - 29	1,9%	29,8%	41,3%	19,2%	4,8%	2,9%
30 - 59	9,4%	34,4%	28,1%	18,8%	0,0%	9,4%
60 - 89	20,0%	20,0%	20,0%	10,0%	10,0%	20,0%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Semestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	5,1%	57,9%	23,7%	9,1%	2,0%	2,2%
1 - 29	6,2%	40,9%	29,3%	13,8%	2,9%	7,0%
30 - 59	12,5%	39,1%	23,6%	10,9%	1,8%	12,1%
60 - 89	23,8%	25,5%	17,0%	7,9%	2,2%	23,6%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Anual Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	11,1%	47,3%	23,2%	9,7%	2,1%	6,6%
1 - 29	12,4%	41,8%	22,0%	9,5%	2,0%	12,2%
30 - 59	17,7%	37,0%	19,1%	8,2%	1,7%	16,3%
60 - 89	27,6%	25,4%	13,3%	5,7%	1,2%	26,8%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz de transición segmento 4:

B.4

Matriz Transiciones Trimestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	7,0%	64,7%	16,7%	7,7%	3,7%	0,2%
1 - 29	9,0%	18,4%	30,8%	22,9%	9,9%	9,0%
30 - 59	8,1%	8,9%	9,8%	31,3%	20,7%	21,2%
60 - 89	10,1%	7,6%	6,5%	9,7%	31,7%	34,5%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Semestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	14,1%	45,9%	17,0%	11,6%	6,8%	4,7%
1 - 29	15,9%	20,4%	15,4%	16,6%	11,6%	20,1%
30 - 59	14,2%	11,9%	8,9%	14,7%	14,3%	35,9%
60 - 89	15,2%	9,3%	6,3%	8,2%	12,9%	48,1%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Anual Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	25,9%	26,5%	11,9%	10,4%	7,6%	17,7%
1 - 29	25,4%	15,6%	8,0%	8,3%	7,0%	35,7%
30 - 59	21,6%	10,4%	5,6%	6,2%	5,8%	50,4%
60 - 89	20,6%	7,7%	4,1%	4,4%	4,2%	59,0%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz de transición segmento 5:

B.5

Matriz Transiciones Trimestral Semilla (%)

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	7,0%	76,2%	12,0%	3,3%	1,4%	0,1%
1 - 29	9,7%	27,9%	29,0%	20,1%	7,9%	5,4%
30 - 59	13,0%	9,2%	13,9%	29,2%	19,5%	15,2%
60 - 89	14,4%	5,7%	7,8%	14,4%	24,5%	33,2%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Semestral Semilla (%)

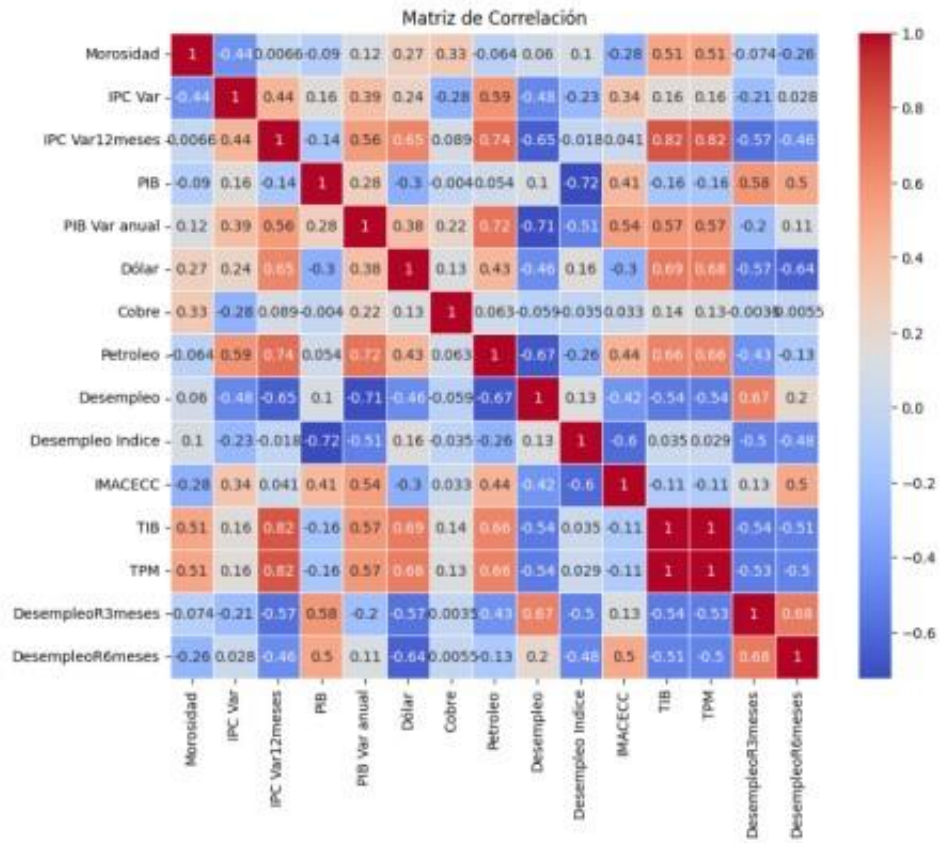
	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	14,2%	61,8%	13,2%	6,1%	3,0%	1,7%
1 - 29	18,2%	31,7%	15,2%	13,7%	8,5%	12,7%
30 - 59	21,6%	14,7%	10,7%	14,4%	11,7%	26,9%
60 - 89	20,9%	9,2%	6,9%	9,5%	9,5%	44,0%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Matriz Transiciones Anual Semilla (%)

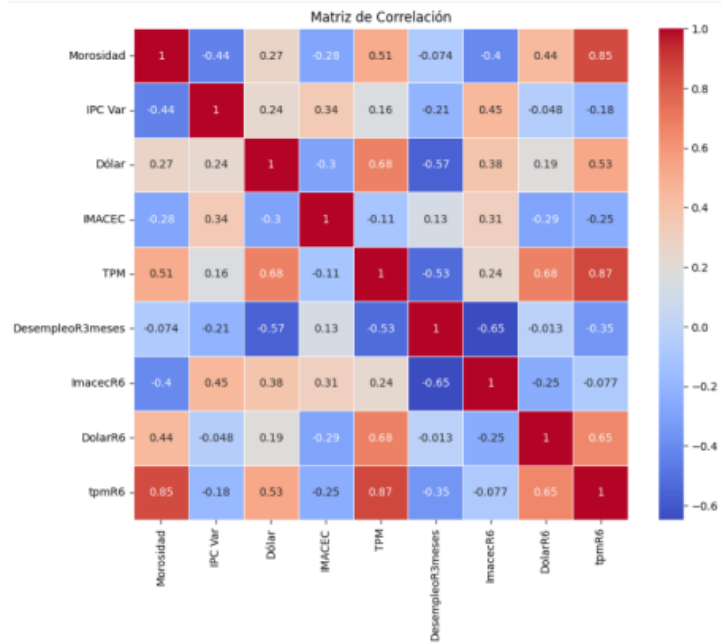
	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	27,3%	43,5%	11,1%	6,7%	4,0%	7,4%
1 - 29	30,2%	27,2%	8,6%	6,8%	4,7%	22,6%
30 - 59	31,1%	15,7%	5,9%	5,6%	4,1%	37,6%
60 - 89	27,5%	10,1%	3,9%	3,8%	2,9%	51,7%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%

Anexo C:

C.1



C.2



Anexo D:

OLS Regression Results

```

=====
Dep. Variable:          Morosidad    R-squared:                0.814
Model:                  OLS          Adj. R-squared:           0.806
Method:                 Least Squares  F-statistic:              98.40
Date:                   Fri, 19 Jul 2024  Prob (F-statistic):       3.71e-17
Time:                   15:14:39      Log-Likelihood:          38.033
No. Observations:      48            AIC:                     -70.07
Df Residuals:          45            BIC:                     -64.45
Df Model:               2
Covariance Type:       nonrobust
=====

```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	1.7167	0.031	54.964	0.000	1.654	1.780
IPC Var	-0.1502	0.033	-4.497	0.000	-0.217	-0.083
tpmR6	0.0475	0.004	12.272	0.000	0.040	0.055

```

=====
Omnibus:                0.334    Durbin-Watson:           0.838
Prob(Omnibus):          0.846    Jarque-Bera (JB):        0.247
Skew:                   -0.167    Prob(JB):                 0.884
Kurtosis:                2.889    Cond. No.                 15.7
=====

```

VIF para cada variable:

Variable	VIF
0 IPC Var	1.294763
1 tpmR6	1.294763

MSE Calibración Predicha: 0.008427594186848473, RMSE Calibración Predicha: 0.09180192910199912

Estadístico de Shapiro-Wilk: 0.975647509098053, Valor p: 0.41280126571655273

Con un valor p de 0.4128, no se puede rechazar la hipótesis nula de que los datos provienen de una distribución normal. Esto sugiere que los residuos de tu modelo son aproximadamente normales, lo cual es un buen indicador de que tu modelo puede ser apropiado.

Anexo E:

T1	9,8%
T2	9,9%
T3	9,3%
T4	9,2%
T5	8,7%
T6	9,1%
T7	8,8%
T8	9,0%
T9	8,6%
T10	9,0%
T11	8,7%
T12	8,8%
T13	8,5%
T14	8,9%
T15	8,7%
T16	8,9%

Anexo F:

A continuación, se detalla paso a paso la metodología exacta para ajustar la PD obtenida de las matrices de transición a la PD obtenida mediante el método Forward Looking. Para ilustrar esta metodología, se utiliza la matriz de transición con todos los datos de la cartera, sin diferenciar por segmento. Sin embargo, en la práctica, este proceso se lleva a cabo diferenciando cada uno de los 5 segmentos.

El primer paso es calcular los porcentajes del saldo de la deuda en diciembre de 2023 para cada uno de los tramos de mora. Estos porcentajes se encuentran destacados en rojo en la figura a continuación. La figura muestra la matriz semilla, que corresponde a la matriz de transición a 3 meses, donde se presentan los porcentajes de operaciones que transitan de una fase a otra durante el periodo mencionado.

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
1 - 29	6,0%	41,6%	33,4%	13,1%	3,7%	2,2%
30 - 59	11,7%	22,8%	20,9%	28,2%	6,8%	9,7%
60 - 89	19,4%	22,6%	8,1%	12,9%	14,5%	22,6%
Mayor o igual a 90	28,6%	11,1%	7,9%	3,2%	3,2%	46,0%

Paso 1)

Se multiplican los valores de cada fila de la matriz por el porcentaje correspondiente encerrado en el círculo rojo.

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
53,1%	Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
20,8%	Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%
11,2%	1 - 29	6,0%	41,6%	33,4%	13,1%	3,7%
4,1%	30 - 59	11,7%	22,8%	20,9%	28,2%	6,8%
10,8%	60 - 89	19,4%	22,6%	8,1%	12,9%	14,5%
	Mayor o igual a 90	28,6%	11,1%	7,9%	3,2%	46,0%

Se obtiene la matriz a continuación:

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Vigente	0,015	0,441	0,058	0,013	0,003	0,000
1 - 29	0,012	0,087	0,070	0,027	0,008	0,005
30 - 59	0,013	0,026	0,023	0,032	0,008	0,011
60 - 89	0,008	0,009	0,003	0,005	0,006	0,009
Mayor o igual a 90	0,031	0,012	0,009	0,003	0,003	0,050
	0,080	0,575	0,163	0,080	0,028	0,074

En esta matriz, el número encerrado en rojo corresponde a la multiplicación entre 28,2% y 11,2%, lo que nos indica es que las operaciones que estaban en T2 (30-59) y tres meses después están en T2 corresponden al 3,2% del saldo deuda total que había en diciembre.

Por otro lado, encerrado en azul se encuentra la suma de los porcentajes de saldo deuda que están en incumplimiento, este dato se captura y se representa como *%Incumplimiento* a continuación:

% Incumplimiento	0,074
%Incumplimiento FL	0,0984357
Factor	1,3254243

Notamos que *%Incumplimiento* es la suma de las PD calculadas por las matrices de transición y *%Incumplimiento FL* es el porcentaje que se espera esté en incumplimiento en el primer trimestre según en análisis macroeconómico. (Este porcentaje es extraído de la tabla en Anexo D.1).

Luego, *%Incumplimiento FL* es nuestro valor objetivo, para llegar a él, se determina un Factor que se calcula como $\frac{\%Incumplimiento\ FL}{\%Incumplimiento}$.

Paso 2)

Se multiplica cada valor en la columna de la matriz encerrado en rojo por el factor.

		Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
53,1%	Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
20,8%	Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
11,2%	1 - 29	6,0%	41,6%	33,4%	13,1%	3,7%	2,2%
4,1%	30 - 59	11,7%	22,8%	20,9%	28,2%	6,8%	9,7%
10,8%	60 - 89	19,4%	22,6%	8,1%	12,9%	14,5%	22,6%
	Mayor o igual a 90	28,6%	11,1%	7,9%	3,2%	3,2%	46,0%
% Incumplimiento				0,074			
% Incumplimiento FL				0,0984357			
Factor				1,3254243			

Se obtienen los porcentajes encerrados en azul de la figura a continuación:

		Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
	Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
	Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
	1 - 29	5,9%	41,3%	33,2%	13,1%	3,6%	2,9%
	30 - 59	11,2%	22,0%	20,1%	27,2%	6,6%	12,9%
	60 - 89	17,5%	20,4%	7,3%	11,7%	13,1%	29,9%
	Mayor o igual a 90	20,6%	8,0%	5,7%	2,3%	2,3%	61,0%

Luego se deben modificar el resto de los valores en la matriz para que calcen con los nuevos porcentajes de incumplimiento de forma proporcional a como se comportaban anteriormente. Para esto se pondera cada valor de la matriz por la diferencia porcentual entre el valor original de incumplimiento y el nuevo valor calculado, dividido por la suma de los valores de la fila.

Paso 3)

Ahora se repite el paso 1 con los nuevos valores calculados

		Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
	Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
53,1%	Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
20,8%	1 - 29	5,9%	41,3%	33,2%	13,1%	3,6%	2,9%
11,2%	30 - 59	11,2%	22,0%	20,1%	27,2%	6,6%	12,9%
4,1%	60 - 89	17,5%	20,4%	7,3%	11,7%	13,1%	29,9%
10,8%	Mayor o igual a 90	20,6%	8,0%	5,7%	2,3%	2,3%	61,0%

En la siguiente figura se muestra el resultado y se verifica que la suma de los porcentajes de incumplimiento da el valor de %Incumplimiento FL

		Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
	Pago	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
	Vigente	0,015	0,441	0,058	0,013	0,003	0,000
	1 - 29	0,012	0,086	0,069	0,027	0,008	0,006
	30 - 59	0,013	0,025	0,023	0,030	0,007	0,014
	60 - 89	0,007	0,008	0,003	0,005	0,005	0,012
	Mayor o igual a 90	0,022	0,009	0,006	0,002	0,002	0,066
		0,070	0,569	0,159	0,078	0,026	0,098

Paso 4)

Dado que en este trabajo se modela el incumplimiento como un estado absorbente, se toman todos los valores de la última fila como 0%, excepto el último, pues solo se puede pagar de incumplimiento a incumplimiento.

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
1 - 29	5,9%	41,3%	33,2%	13,1%	3,6%	2,9%
30 - 59	11,2%	22,0%	20,1%	27,2%	6,6%	12,9%
60 - 89	17,5%	20,4%	7,3%	11,7%	13,1%	29,9%
Mayor o igual a 90	20,6%	8,0%	5,7%	2,3%	2,3%	61,0%

	Pago	Vigente	1 - 29	30 - 59	60 - 89	Mayor a 90
Pago	100,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
Vigente	2,9%	83,1%	11,0%	2,4%	0,6%	0,0%
1 - 29	5,9%	41,3%	33,2%	13,1%	3,6%	2,9%
30 - 59	11,2%	22,0%	20,1%	27,2%	6,6%	12,9%
60 - 89	17,5%	20,4%	7,3%	11,7%	13,1%	29,9%
Mayor o igual a 90	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	100,0%