



Universidad de
San Andrés

Universidad de San Andrés
Escuela de Administración y Negocios
Magister en Finanzas

**Análisis de impacto de metodologías de
pérdidas esperadas por riesgo de crédito**

Autor: Matías Fontana

DNI: 31.008.426

Director del Trabajo Final de Graduación: Federico Filgueira

Buenos Aires, 20 de diciembre de 2021

Resumen ejecutivo

El presente trabajo analiza el impacto en la pérdida esperada de las entidades financieras, producto del cambio normativo con respecto a las normas internacionales de información financiera (NIIF).

Una premisa fundamental del análisis es que los resultados puedan ser medidos objetivamente, y por esto se utiliza solo una parte de la pérdida esperada, los parámetros de probabilidad de *default* (PD) a 12 meses y exposición al momento del *default* (EAD), para estimar el saldo en *default* al cabo de un año. Al utilizar solo un año para el desempeño, es posible contrastar las estimaciones con información histórica.

Con este objetivo, se calcula, para el total de una cartera, una estimación de saldo en *default* (PDs*EADs) para cada modelo, se lo compara contra el *default* real observado al cabo de un año para esa misma cartera, y se miden los desvíos entre ambos. Cada modelo de provisionamiento cuenta con metodologías particulares para la estimación de sus parámetros, lo cual se considera para su desarrollo.

De la comparación de modelos, se concluye que el modelo de provisionamiento para las normas NIIF es el más adecuado para la estimación del saldo en *default*.

En términos de estructura del trabajo, en el capítulo 1 se abordan los temas vinculados a la estimación de parámetros de riesgo de crédito, con foco en la probabilidad de *default* y exposición al momento del *default*, que son los parámetros centrales del trabajo. En el capítulo 2 se desarrollan las características de los modelos de provisionamiento y las condiciones particulares de cada normativa. En el capítulo 3 se desarrolla el *backtest*, y en el capítulo 4 se analizan los resultados. Finalmente, en el capítulo 5, se exponen las conclusiones.

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO 1. MODELOS DE RIESGO DE CRÉDITO	1
1.1. Modelos de probabilidad de <i>default</i> (PDs)	1
1.2. Exposición al momento del <i>default</i> (EAD)	5
1.3. Pérdida dado el <i>default</i> (LGD)	6
CAPÍTULO 2. MODELOS DE PREVISIONAMIENTO	8
2.1. Pérdida crediticia esperada según Norma Internacional de Información Financiera (NIIF 9)	10
2.1.1. Medición de las pérdidas crediticias esperadas (PCE)	11
2.1.1.1. PCE a 12 meses	11
2.1.1.2. PCE para toda la vida del contrato (<i>lifetime</i>)	11
2.1.2. Cálculos colectivos y segmentación	12
2.1.3. <i>Default</i>	12
2.1.4. Probabilidades de <i>default</i> (PDs)	13
2.1.4.1. PDs de 12 meses	13
2.1.4.2. PDs para toda la vida del contrato (<i>lifetime</i>)	14
2.1.5. Exposición: período de exposición y exposición al momento del <i>default</i>	14
2.1.5.1. Período de exposición	15
2.1.5.2. Exposición al momento del <i>default</i>	15
2.1.6. Pérdida dado el <i>default</i> (LGD)	16
2.1.7. Tasa de descuento	16
2.1.8. Definición de etapas (<i>staging</i>)	16
2.1.9. Pronósticos macroeconómicos e información prospectiva	18
2.2. Previsión normativa BCRA	18
2.3. PCE según normativa Basilea	21

CAPÍTULO 3. DISEÑO DEL <i>BACKTEST</i>	25
3.1. Cartera utilizada	28
3.2. Modelos de PDs	30
3.2.1. Modelos de puntuación	30
3.2.2. Validación del modelo de puntuación	31
3.2.3. Segmentación del modelo de puntuación	38
3.2.4. Particularidades normativas NIIF 9	45
3.2.4.1. Umbral de materialidad	45
3.2.4.2. Proporcionalidad de los buenos	45
3.2.4.3. Segmentación de PD por plazo remanente	46
3.2.5. PDs definitivas	47
3.2.5.1. PDs a nivel cliente (modelo Basilea)	48
3.2.5.2. PDs a nivel producto (modelo NIIF 9)	48
3.3. Estimación de la EAD	49
3.3.1. Estimación del CCF para tarjetas de crédito	49
3.3.2. Factores de CCF finales	51
3.3.3. Cálculo de EAD para productos no transaccionales (cuotas)	51
3.4. Porcentaje de provisionamiento según BCRA	52
CAPÍTULO 4. RESULTADOS GLOBALES DEL <i>BACKTEST</i>	54
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES	57
BIBLIOGRAFÍA	59

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Regresión logística	3
Figura 2. Evolución de tasa de malo en créditos personales	29
Figura 3. Evolución de tasa de malo en tarjetas de crédito	29
Figura 4. Cálculo del $K-S$, estadístico “D”	32
Figura 5. Validación modelo puntuación interno público “normal”	33
Figura 6. Validación modelo puntuación de mercado público “normal”	34
Figura 7. Validación modelo puntuación interno público “mora”	34
Figura 8. Validación modelo puntuación interno y de mercado, público “normal”. A nivel producto, préstamos personales	35
Figura 9. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, préstamos personales	36
Figura 10. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “normal”. A nivel producto, tarjetas de crédito	36
Figura 11. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, tarjetas de crédito	37
Figura 12. Árbol de decisión modelo genérico de mercado para el universo de tarjetas de crédito “normal”	39
Figura 13. Árbol de decisión modelo interno para el universo de tarjetas de crédito “normal”	40
Figura 14. Estabilidad de la tasa de malo por grupo	43
Figura 15. Estabilidad de la participación relativa de cada grupo	44
Figura 16. Estabilidad de la participación absoluta de cada grupo	44

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Matriz dual	4
Tabla 2. Previsionamiento norma BCRA	21
Tabla 3. Distribución de cartera	28
Tabla 4. Distribución por modelo de puntuación y producto	30
Tabla 5. Selección de variables modelo “normal”	31
Tabla 6. Selección de variables modelo “mora”	31
Tabla 7. Distribución por modelo de puntuación	33
Tabla 8. Distribución por modelo de puntuación y producto	35
Tabla 9. Selección de modelo para cada público	38
Tabla 10. Segmentación modelo interno	41
Tabla 11. Segmentación modelo mercado	41
Tabla 12. Matriz dual	41
Tabla 13. Aplicación de K-medias en matriz dual	42
Tabla 14. Tasa de malo por segmentación de puntuación	43
Tabla 15. <i>Tasa de malo</i> por plazo original y plazo remanente	47
Tabla 16. PDs por modelo de puntuación a nivel cliente	48
Tabla 17. PDs por modelo de puntuación a nivel producto tarjeta de crédito	48
Tabla 18. PDs por modelo de puntuación a nivel producto préstamos personales	49
Tabla 19. Factores de CCF	51
Tabla 20. Resultados globales	54
Tabla 21. Resultados globales; diferencias absolutas	54
Tabla 22. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902	55
Tabla 23. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos	55

Tabla 24. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos y modelos de puntuación	56
Tabla 25. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos y nivel de utilización de la tarjeta de crédito	56



Universidad de
San Andrés

Capítulo 1

MODELOS DE RIESGO DE CRÉDITO

El riesgo de crédito es la pérdida que se ocasiona debido a que el deudor no paga la deuda asumida. Determinar el riesgo de crédito es fundamental para la actividad bancaria porque permite estimar futuras pérdidas, valorar la calidad crediticia de una cartera y definir la rentabilidad de un conjunto de contratos.

Según R. Anderson (2007), el riesgo de crédito tiene por objetivo valorar la pérdida esperada, y lo presenta en dos partes: *la probabilidad de default* (PD), que es el riesgo de no pago; y *la severidad de pérdida*, que representa el monto de pérdida ante el evento de *default*, y este se define por la exposición al momento del *default* (EAD), la pérdida dado el *default* (*loss given default* [LGD]) y el vencimiento de la operación:

- Los modelos de probabilidad de *default* estiman la frecuencia del *default*, es decir, la probabilidad de no pago de un cliente/producto.
- Los modelos de exposición al momento del *default* estiman la intensidad del *default*, es decir, el monto que se observará al momento en que el cliente/operación alcance el *default*.
- Los modelos de pérdida dado el *default* estiman cual será el porcentaje de pérdida sobre el monto de la exposición al momento del *default*.

Con respecto al vencimiento, se realiza un ajuste en función del plazo restante de la operación, para operaciones cuyos vencimientos son superiores al año.

1.1. Modelos de probabilidad de *default* (PDs)

Los modelos de probabilidad de default se utilizan para estimar el porcentaje de incumplimiento esperado para un cliente u operación dada. Como toda probabilidad, esta tiene un rango de valores entre cero y uno, está afectada por el lapso temporal considerado para su estimación y, dependiendo del evento de *default*, se define la probabilidad de su ocurrencia.

Las entidades utilizan modelos de puntuación para administrar, segmentar y valorar sus carteras. Los modelos de puntuación crediticia sirven para estimar la probabilidad de *default* de un cliente u operación a partir de diferentes variables explicativas, y buscan segmentar el riesgo de impago. Implican el uso de herramientas numéricas para clasificar el orden de casos de acuerdo con alguna característica (desempeño, capacidad de venta, riesgo), a fin de discriminar entre ellos y asegurar decisiones objetivas y coherentes (seleccionar, descartar, exportar, vender). Los datos disponibles se integran en un valor único (puntaje), que denota un conjunto de características vinculadas con el objetivo buscado. Los puntajes generalmente se presentan como valores que explican características individuales, y luego se segmentan en grupos para representar una o más cualidades para un conjunto de casos (Anderson, 2007).

Los modelos de puntuación se utilizan para evaluar la verosimilitud de un evento futuro, basándose en la experiencia pasada. La mayoría de los modelos de puntuación se derivan de datos históricos, pero en ausencia de datos, se pueden utilizar modelos basados en juicio experto (*judgmental*).

El modelo de puntuación de crédito es el uso de modelos estadísticos para transformar datos relevantes en medidas numéricas que guían las decisiones crediticias. Es la industrialización de la confianza; un desarrollo lógico ulterior de las calificaciones crediticias subjetivas proporcionadas por primera vez por los burós de crédito del siglo XIX, que ha sido impulsado por la necesidad de decisiones objetivas, rápidas y consistentes, y que ha sido posible gracias a los avances tecnológicos. Sin embargo, existen límites debido a su naturaleza retrospectiva y dependiente de los datos. Los modelos de puntuación dominan en entornos automatizados de alto volumen y bajo valor, mientras que las calificaciones crediticias (*ratings*) aún implican cierto grado de información subjetiva, especialmente para préstamos más grandes a empresas, organismos estatales y otros.

En general, para desarrollar estos modelos de puntuación se utilizan regresiones logísticas, dado que la variable objetivo del modelo es binaria: *default* / no *default* (Gujarati, 2003). Sin embargo, también pueden utilizarse otros tipos de modelos, por ejemplo, árboles de decisión o algoritmos de aprendizaje automatizado (*machine learning*), aunque estos últimos tienen la dificultad de no tener explícita la incidencia de las variables en el modelo (modelo caja negra). En algunas situaciones, por exigencia

del regulador, es necesario explicar el puntaje de un cliente/operación, y de qué manera las variables lo definieron, lo que dificulta el uso de los modelos *machine learning* para la toma de decisiones crediticias.

La regresión logística (o regresión *Logit*) es un tipo de modelo de regresión de respuesta cualitativa. Si la variable dependiente solo puede adquirir dos valores, se trata de una variable binaria dicotómica. La regresión logística binaria se utiliza para modelizar a una variable binaria dicotómica.

En términos formales, un modelo *Logit* se expresa de la siguiente manera:

$$P(Y = 1) = E(Y = 1|X_1, X_2, X_3, \dots, X_n) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1.x_1 + b_2.x_2 + \dots + b_n.x_n)}}$$

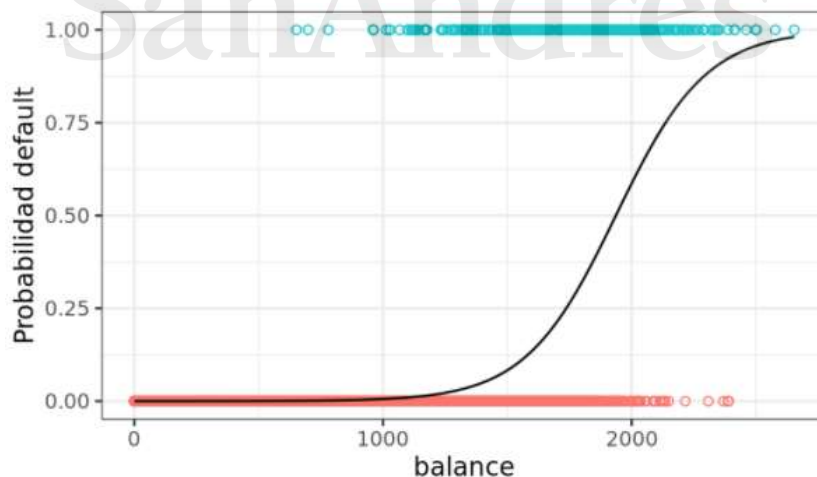
Donde $b_0, b_1, b_2, \dots, \beta_n$ son los parámetros del modelo.

También puede presentarse de esta forma:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z}} = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

Para valores de “ z ” muy grandes y positivos, el valor de “ e^{-z} ” es aproximadamente cero, por lo que el valor de la función sigmoide tiende a uno. Para valores de “ z ” muy grandes y negativos, el valor “ e^{-z} ” tiende a infinito, por lo que el valor de la función sigmoide tiende a cero.

Figura 1. Regresión logística



Para poder estimar los parámetros, se deben aplicar procedimientos de cálculo numérico utilizando el método de estimación de “máxima verosimilitud”.

Con respecto a la clasificación, es posible caracterizar los modelos de puntuación en *internos*, es decir, propios de la entidad; o de *mercado* / buró de crédito (Precedo, 2013). Los modelos internos se desarrollan con información de la entidad y reflejan el comportamiento particular de sus clientes. Utilizan como variable objetivo para el desarrollo el desempeño interno, es decir, analizan clientes propios que históricamente solicitaron productos y verifican si completaron el esquema de pagos o tuvieron atrasos (marca de *default*). Como variables explicativas, se basan fundamentalmente en información transaccional de los clientes. En cambio, los modelos de mercado se construyen con información genérica del sistema financiero, esto es, reflejan el comportamiento promedio de mercado. Al igual que los modelos internos, para su desarrollo utilizan información histórica.

Ahora bien, es posible combinar ambos modelos —de mercado e interno—, para mejorar el poder predictivo que cada uno tiene en forma individual. Para realizar esta combinación, una opción es generar matrices duales de puntuación, segmentando a cada modelo por separado, y luego analizar el desempeño (“tasa de malo”) de los cuadrantes generados. Este abordaje se desarrollará en el *backtest*, en el capítulo 3.

En el siguiente cuadro se muestra un ejemplo genérico de matriz dual:

Tabla 1. Matriz dual

		Grupos score interno					Total general	
		1	2	3	4	5		
Grupos Veraz	A	1	0.27%	0.57%	1.23%	1.98%	2.07%	0.68%
		2	0.54%	1.21%	2.50%	2.99%	3.80%	1.82%
		3	1.20%	2.93%	4.09%	5.13%	6.12%	4.14%
	R	3	1.51%	3.40%	5.26%	6.00%	7.12%	5.42%
4		2.13%	5.19%	7.61%	9.40%	9.94%	8.37%	

Existen otras formas de combinar modelos de puntuación: una opción es generar una nueva regresión logística con el modelo interno y el de mercado, y obtener un nuevo puntaje de la combinación de ambos; otra alternativa es introducir el modelo de puntuación de mercado como variable explicativa del modelo interno.

En términos de gestión crediticia, los modelos también pueden clasificarse en modelos de *originación* crediticia y de *comportamiento* crediticio.

Los modelos de *originación* se utilizan para analizar prospectos, es decir, potenciales clientes que nunca operaron en la entidad. En general, se utilizan modelos

de mercado para clasificar el nivel de riesgo y, dependiendo del apetito de riesgo de la entidad, se fija un punto de corte para determinar la aceptación de los clientes.

Los modelos de comportamiento, por su parte, aplican a la cartera crediticia vigente de la entidad y permiten gestionarla. Se utilizan en campañas de precalificación, gestión de límites de contingentes, valuación de cartera para pérdida esperada y capital económico.

Para evaluar el funcionamiento correcto de los modelos de puntuación, se realizan diferentes pruebas; entre ellas, se utiliza el indicador estadístico de Kolmogorov-Smirnov y el Coeficiente de Gini (Precedo, 2013). Se utilizarán estos indicadores en el capítulo 3, con especial foco en la prueba de Kolmogorov-Smirnov.

1.2. Exposición al momento del *default* (EAD)

Este parámetro constituye el monto al que la entidad se encuentra expuesta a riesgo de crédito frente a un posible incumplimiento de la contraparte, es decir, representa la exposición del instrumento financiero a la fecha de análisis. Según si por la naturaleza del producto puede aumentar la exposición, se distingue entre productos sin certeza de exposición y productos con certeza de exposición.

Productos sin certeza de exposición

Dentro de este grupo se incluyen los siguientes productos, también llamados “productos revolventes” o “productos línea”:

- Tarjetas de crédito
- Cuentas corrientes

En el caso de productos revolventes que no estén en situación de incumplimiento, para calcular la EAD es necesario la estimación de un factor adicional, conocido como “factor de conversión crediticia” (*credit conversión factor* [CCF]). Este factor se define como la proporción del saldo disponible (saldo que la contraparte aún no ha utilizado) que se espera que el cliente utilice desde una fecha de referencia hasta la fecha de incumplimiento. En esta clase de productos, el análisis se centrará en la capacidad que tiene un cliente de aumentar su exposición a través de la utilización del saldo disponible, con respecto al límite de la operación.

Productos con certeza de exposición

En este tipo de productos, también llamados “no línea”, la exposición futura es conocida debido a que la contraparte no puede aumentar su exposición más allá de lo acordado en el calendario contractual. Dentro de esta categoría se incluyen los siguientes productos:

- Bienes en locación financiera
- Cartera documentada
- Comercio exterior
- Garantías otorgadas
- Préstamos hipotecarios
- Otros adelantos
- Otros préstamos
- Préstamos personales
- Préstamos prendarios

Por este motivo, el CCF no aplica para estos productos y la EAD varía en cada momento del tiempo reflejando la amortización del producto, en caso de que la tuviera, para la aplicación según la normativa NIIF.

1.3. Pérdida dado el *default* (LGD)

El modelo de pérdida dado el *default* estima qué porcentaje de la EAD no será posible recuperar. En términos prácticos, para una operación se espera que dada una frecuencia (PD) y una intensidad (EAD), que generan una determinada exposición (monto) **al momento de *default***, luego existe por parte de la entidad una serie de esfuerzos de recupero para intentar cobrar este crédito en mora; la LGD refleja el porcentaje que no se recupera de esa exposición (Liebig *et al.*, 2005).

Este parámetro se construye con el universo de operaciones en *default*, donde se asocian a cada saldo al momento del *default*, gastos y recuperos ocasionados por la operación con posterioridad. A estos montos se los descuenta a valor presente (valor tiempo del dinero) para que sean comparables, y se estima el porcentaje de recupero. Se define a la LGD como el complemento de este recupero.

La LGD suele tomar valores entre 0 % y 100 %, intervalo en el que 0 % es el recupero total de la deuda y 100 %, la pérdida total del producto crediticio. Puede haber

situaciones particulares en las que se encuentre un recupero por encima del total de la deuda; por ejemplo, por el pago de intereses punitivos, lo cual genera una LGD negativa. También pueden ocurrir pérdidas mayores que la exposición al momento del *default*, con LGD superiores al 100 %; por ejemplo, por costos de cobranzas.



Universidad de
San Andrés

Capítulo 2

MODELOS DE PREVISIONAMIENTO

La cuenta contable de provisiones refleja la pérdida que la entidad espera tener por riesgo de crédito para un horizonte temporal. Esta cuenta se registra en forma anticipada al cierre del ejercicio para ser utilizada cuando la pérdida efectivamente se produzca. Por su carácter, es futura, incierta y de cálculo aproximado.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (BCBS, por sus siglas en inglés) publicó en diciembre de 2015 un documento de orientaciones sobre riesgo de crédito y contabilidad de pérdidas crediticias esperadas. Allí se contextualiza la importancia de la adopción de las normas contables para utilizar pérdidas crediticias esperadas. Principalmente, se destaca que los supervisores bancarios tienen un interés natural en promover entre los bancos el uso de prácticas sólidas y prudentes en materia de riesgo de crédito. Se indica que una causa importante de las quiebras bancarias es la mala calidad del crédito y las deficiencias en las prácticas de evaluación y cálculo del riesgo crediticio: si no se identifica y reconoce un mayor riesgo de crédito en el momento oportuno, el problema puede agravarse y prolongarse. Igualmente, si las políticas y procedimientos de riesgo crediticio no son adecuados, puede demorarse el reconocimiento y cálculo del aumento de este riesgo, lo que afecta a la suficiencia del capital bancario y obstaculiza la evaluación y el control adecuados de la exposición del banco al riesgo de crédito. La participación de la función de gestión de riesgos del banco en la evaluación y cálculo de la pérdida crediticia esperada (PCE) —o *expected credit loss* (ECL)— es fundamental para garantizar unas adecuadas correcciones valorativas, de conformidad con el marco contable aplicable.

El documento continúa mencionando que, históricamente, se ha utilizado el modelo basado en pérdidas incurridas para el reconocimiento y el cálculo de las pérdidas crediticias con fines contables, y que se ha aplicado con diferencias significativas entre jurisdicciones y entre bancos de una misma jurisdicción, debido a la evolución de las prácticas nacionales, regionales y específicas de las entidades. Entonces, ante la transición mundial hacia los marcos contables basados en PCE,

enfatisa la importancia de que la implementación de los marcos contables para PCE sea de alta calidad, sólida y coherente tanto dentro de cada jurisdicción como entre jurisdicciones. Se busca coherencia en la interpretación y aplicación de los distintos marcos contables cuando existan aspectos comunes entre ellos y cuando se aplique el mismo marco contable.

La adopción de marcos contables basados en la PCE por parte de los organismos de normalización es un paso fundamental para resolver la deficiencia identificada durante la crisis financiera, consistente en el reconocimiento insuficiente y tardío de pérdidas crediticias. El desarrollo de marcos contables para PCE concuerda con el llamamiento de abril de 2009 de los líderes del G-20 a los organismos de normalización contable de “fortalecer el reconocimiento contable de las provisiones para insolvencias crediticias incorporando un mayor abanico de información crediticia”.

En este contexto, el Banco Central de la República Argentina (BCRA) decidió acoplarse a las Normas Internacionales de Instrumentación Financiera (NIIF 9 / IFRS 9), y exigir su cumplimiento en el ámbito local mediante la Comunicación “A” 6430, a partir de enero de 2020.

En la Argentina, previo a esta normativa, las entidades bancarias estaban regidas por la norma de provisiones mínimas de riesgo de incobrabilidad (BCRA, 2020). Esta norma aplica sobre financiaciones comprendidas por la norma de clasificación de deudores (BCRA, 2021b). En esta última, se especifica que los clientes de la entidad deberán ser clasificados desde el punto de vista de la calidad de los obligados, en orden al cumplimiento de sus compromisos o a las posibilidades que a este efecto se les asigne sobre la base de una evaluación de su situación particular, por las financiaciones comprendidas. Principalmente, se tiene en cuenta la existencia de garantías, días de mora y el tipo de cartera (comercial, comercial asimilable a consumo o consumo). En función de estas variables, se clasifican seis situaciones, de menor a mayor riesgo, y se fija un porcentaje de provisionamiento para cada una de ellas. El criterio de previsión es por pérdidas incurridas.

Adicionalmente, se debe cumplir normativamente con el requerimiento de capital por riesgo de crédito. La normativa vigente por el BCRA ha adoptado en gran medida lo que propone el Comité de Basilea. La norma es la de capitales mínimos de las entidades financieras (BCRA, 2021a). En ella se exige que el capital mínimo que las entidades financieras deberán tener integrado será equivalente al mayor valor que resulte de la

comparación entre la exigencia básica y la suma de las determinadas por riesgos de crédito, de mercado —exigencia por las posiciones diarias de los activos comprendidos— y operacional.

Es de fundamental importancia que las entidades financieras cuenten con un proceso interno, integrado y global, para evaluar la suficiencia de su capital económico en función de su perfil de riesgo (*Internal Capital Adequacy Assesment Process* [ICAAP]), y con una estrategia para mantener sus niveles de capital a lo largo del tiempo. Si como resultado de este proceso interno se determina que el capital regulatorio es insuficiente, las entidades financieras deberán incrementarlo a partir de sus propias estimaciones (BCRA, 2018).

En las normativas mencionadas previamente —NIIF 9, provisiones mínimas de riesgo de incobrabilidad y en los modelos utilizados para pérdida esperada en el ICAAP—, se utilizan parámetros que, implícita o explícitamente, permiten la estimación de una provisión por riesgo de crédito. Las tres se desarrollan en este capítulo, para evaluar sus características y realizar una comparación práctica en el capítulo 3.

2.1. Pérdida crediticia esperada según Norma Internacional de Información Financiera (NIIF 9)

En junio 2016, el Global Policy Committee (GPPC) emitió el documento “Implementación por los bancos de los requerimientos de deterioro del *IFRS 9*” (*The implementation of IFRS 9 impairment requirements by banks*). En este se describen los desafíos en la implementación de la metodología de NIIF 9. A continuación se detallan los puntos más relevantes de la metodología, específicamente vinculados al desarrollo de parámetros, ya que luego, en el capítulo 3, se utilizarán estos conceptos.

La NIIF 9 requiere que la entidad determine la cantidad de pérdida crediticia esperada (PCE), sobre una base de probabilidad ponderada, como la diferencia entre los flujos de efectivo que sean debidos al banco de acuerdo con los términos contractuales del instrumento financiero y los flujos de efectivo que el banco espere recibir.

En el enfoque de la suma de las pérdidas marginales, las PCE se calculan como la suma de las pérdidas marginales que ocurren en cada período a partir de la fecha del balance general. Las pérdidas marginales son derivadas de parámetros individuales que

estiman las exposiciones y las pérdidas en el caso de *default* y la probabilidad marginal de *default* para cada período.

Las PCE son el promedio ponderado del estimado del valor presente del déficit de efectivo (*i. e.*, el promedio ponderado de las pérdidas de crédito, con los respectivos riesgos de *default* que ocurran en un período dado de tiempo). Las mediciones de PCE carecen de sesgo (*i. e.*, neutrales, no conservadoras y no sesgadas hacia optimismo/pesimismo) y son determinadas mediante la evaluación del rango de resultados posibles.

2.1.1. Medición de las pérdidas crediticias esperadas (PCE)

Las PCE en general son medidas con base en el riesgo de *default* durante uno o dos horizontes de tiempo diferentes, dependiendo de si el riesgo de crédito del prestatario se ha incrementado de manera significativa desde que la exposición fue reconocida por primera vez. La provisión por la pérdida para las exposiciones que no se hayan incrementado de manera importante en el riesgo de crédito (exposiciones de la “etapa 1”) se basan en las PCE a 12 meses. La provisión para las exposiciones que hayan sufrido un incremento significativo en el riesgo de crédito (exposiciones de la “etapa 2” y de la “etapa 3”) se basan en las PCE durante el tiempo de vida del contrato.

2.1.1.1. PCE a 12 meses

Las PCE a 12 meses son la porción de las PCE durante el tiempo de vida que representan las PCE que resultan de eventos de *default* en un instrumento financiero posibles dentro de los 12 meses siguientes a la fecha de presentación de reporte (o un período más corto si la vida esperada del instrumento financiero es menor a 12 meses). Las pérdidas a 12 meses se ponderan por la probabilidad de que ocurra el *default*.

2.1.1.2. PCE para toda la vida del contrato (*lifetime*)

Las PCE durante toda la vida del contrato son las pérdidas que resultan de todos los posibles eventos de *default* durante la vida esperada del instrumento financiero. La probabilidad de *default* —así como también la EAD, el LGD y el efecto del descuento— refleja la vida esperada o el período de exposición. Las entidades calculan

cada uno de esos componentes para una serie de intervalos de tiempo durante el período de exposición (tales como mensual, trimestral o anual) y los suman para derivar la PCE durante el tiempo de vida.

2.1.2. Cálculos colectivos y segmentación

En las exposiciones individualmente grandes y en los préstamos con crédito deteriorado, las PCE generalmente son medidas en forma individual. Para las exposiciones minoristas y para muchas exposiciones para empresas de tamaño pequeño y mediano, cuando hay disponible información menos específica del prestatario, las PCE se miden sobre una base colectiva. Esto incorpora información específica del prestatario, tal como morosidad, experiencia histórica colectiva de pérdidas e información macroeconómica prospectiva.

Para valorar las etapas de las exposiciones y para medir la provisión por pérdida sobre una base colectiva, los bancos agrupan sus exposiciones en segmentos con base en las características compartidas del riesgo de crédito.

2.1.3. Default

El concepto de *default* es crítico para la implementación de la NIIF 9. La NIIF 9 requiere que, cuando se valore si ha habido un incremento significativo en el riesgo de crédito desde el reconocimiento inicial, la entidad use el cambio en el riesgo de *default* que ocurra durante la vida esperada del instrumento financiero (*lifetime*). Para los instrumentos financieros para los cuales no haya habido un incremento significativo en el riesgo de crédito, las PCE son reconocidas solo en relación con los eventos de *default* que sean posibles dentro de los siguientes 12 meses. Además, la NIIF 9 requiere que los activos que satisfagan la definición de crédito deteriorado (“activos de la etapa 3”) deban ser revelados; y la definición de crédito deteriorado incluye referencias a los *defaults*, así como también a otros eventos que tengan un impacto perjudicial en los flujos de efectivo futuros.

La NIIF 9 no define el término *default*, pero en lugar de ello exige que cada entidad lo haga. La definición usada debe ser consistente con la definición que se utiliza para los propósitos internos de la administración del riesgo de crédito y debe considerar

indicadores cualitativos (p. ej., acuerdos de pagos financieros) cuando sea apropiado. Se define la presunción refutable de que el *default* ocurre no más tarde que 90 días vencidos.

2.1.4. Probabilidades de *default* (PDs)

Las PDs son un componente clave tanto en el cálculo de las PCE como en la valoración de la ocurrencia de un incremento significativo en el riesgo de crédito. Las PDs, para la NIIF 9, deben reflejar el punto de vista corriente de la administración respecto del futuro y deben carecer de sesgo.

Para calcular las PCE, se utilizan dos tipos de PDs:

- PDs de 12 meses: es la probabilidad estimada de que ocurra un *default* dentro de los siguientes 12 meses (o durante la vida restante del instrumento financiero si es menor a 12 meses). Se usa para calcular las PCE de 12 meses.
- PDs para toda la vida del contrato (*lifetime*): es la probabilidad estimada de que ocurra un *default* durante la vida restante el instrumento financiero. Se usa para calcular las PCE del tiempo de vida para las exposiciones de la “etapa 2”.

Las PDs pueden ser desglosadas adicionalmente en las probabilidades marginales para los subperíodos dentro de la vida restante.

2.1.4.1. PDs de 12 meses

Si la entidad usa modelos basados en calificaciones internas (*internal rating-based* [IRB]) para propósitos regulatorios, el banco puede usar los resultados de sus modelos IRB como punto de partida para calcular las PDs de la NIIF 9. Sin embargo, las PDs provenientes de esos modelos IRB pueden, en algunas organizaciones, determinarse usando la filosofía de calificación a través del ciclo (*through the cycle* [TTC]) o enfoque híbrido de punto en el tiempo (*point in time* [PIT]), o puede incluir ciertos ajustes conservadores (tales como pisos). Por consiguiente, esas PDs deben ser ajustadas apropiadamente si van a ser usadas para propósitos de la NIIF 9. Ejemplos de ajustes:

- Conversión a un estimado sin sesgo (más que conservador).

- Remoción de cualquier sesgo hacia datos históricos (p. ej., TTC) que no reflejen el punto de vista corriente que la administración tiene del futuro.
- Alineación de la definición de *default* usada en el modelo con la usada para propósitos de la NIIF 9.
- Incorporación de información prospectiva.

Si la entidad no tiene modelos IRB, se desarrollan nuevos modelos para producir PDs de 12 meses para propósitos de la NIIF 9. Todos los orientadores clave de riesgo y su poder predictivo se identifican y calibran con base en datos históricos durante un período de tiempo confiable.

2.1.4.2. PDs para toda la vida del contrato (*lifetime*)

Si la entidad construye a partir del modelo PDs de 12 meses, desarrolla curvas PDs para toda la vida del contrato (*lifetime*) o estructuras del término para reflejar los movimientos esperados en el riesgo de *default* durante el tiempo de vida de la exposición. Esto involucra:

- abastecerse de datos históricos de *default* para el portafolio;
- realizar un análisis de envejecimiento para entender cómo las tasas de *default* cambian con el tiempo;
- extrapolar las tendencias a períodos más largos cuando los datos de *default* no estén disponibles para el período máximo de exposición;
- realizar análisis a nivel de un segmentado apropiado, de manera que los grupos de préstamos con perfiles de *default* de tiempo de vida históricamente diferente sean modelados usando diferentes curvas de no pago durante el tiempo de vida.

2.1.5. Exposición: período de exposición y exposición al momento del *default*

La exposición al momento del *default* (*exposure at default* [EAD]) es un componente clave en el cálculo de PCE. Si bien la NIIF 9 no requiere de manera explícita que las entidades modelen la EAD, el entendimiento de cómo se espera que las exposiciones del préstamo cambien durante el tiempo es crucial para una medición de las PCE sin sesgos. Esto es particularmente importante para los préstamos de la “etapa 2”, en que el punto de *default* puede ser varios años en el futuro. Ignorar la caída esperada en la exposición (p. ej., en un préstamo reembolsable por cuotas) podría

conducir a que las mediciones de las PCE sean demasiado altas. Contrariamente, ignorar el incremento esperado en la exposición (p. ej., aumento del uso del límite acordado de un producto transaccional) podría conducir a que las mediciones de las PCE sean demasiado bajas.

También es necesario determinar el período de exposición considerado para los propósitos de la NIIF 9. El período de exposición limita el período durante el cual se consideran los posibles *defaults* y, por lo tanto, afecta la determinación de las PDs y la medición de las PCE.

2.1.5.1. Período de exposición

Excepto para los créditos autorrenovables, el período máximo durante el cual se miden las pérdidas de crédito esperadas es el período contractual máximo durante el que la entidad esté expuesta al riesgo de crédito. Cuando se considere que el período de exposición es todo el período contractual, la información comportamental histórica (p. ej., sobre pagos anticipados) se refleja en el modelo EAD. Cuando el período de exposición se calcula con base en la información comportamental histórica, el banco considera la segmentación apropiada para reflejar las diferentes vidas comportamentales para los diferentes segmentos de portafolio.

2.1.5.2. Exposición al momento del *default*

El enfoque de modelación para el EAD refleja los cambios esperados en el saldo pendiente durante el tiempo de vida de la exposición del préstamo que sea permitida por los términos contractuales corrientes, incluyendo:

- programación requerida de reembolsos / amortización;
- reembolso temprano total (p. ej., refinanciación temprana);
- pagos en exceso mensuales (*i. e.*, pagos por encima de los reembolsos requeridos, pero no por la cantidad total del préstamo);
- cambios en la utilización de un compromiso no extendido dentro de los límites acordados del crédito antes del *default*;
- acciones de mitigación del crédito tomadas antes del *default*.

2.1.6. Pérdida dado el *default* (LGD)

Un componente esencial del enfoque de la suma de las pérdidas marginales es la pérdida dada el default. Las entidades que están calculando de manera directa los flujos de efectivo esperados, usan una combinación de PD y LGD con el fin de calcular los flujos de efectivo esperados a partir de la proyección de los flujos de efectivo contractuales. Los estimados de LGD deben considerar información prospectiva.

La modelación del enfoque para LGD generalmente no varía según la etapa de exposición en que se encuentre, esto es, hay una metodología común de LGD que es aplicada de manera consistente. Sin embargo, si la entidad tiene datos más específicos para modelar la LGD para un préstamo en *default*, usa esos datos.

El enfoque de LGD refleja el descuento de los déficits de efectivo considerando su oportunidad esperada, usando la tasa de interés efectiva (ver apartado siguiente sobre tasa de descuento). Si los valores regulatorios LGD se usan como punto de partida, entonces se ajusta el efecto de las diferentes tasas de descuento inherentes en el valor regulatorio. Además, si los valores regulatorios LGD usados como punto de partida contienen pisos que llevarían a un resultado sesgado, esos pisos son removidos para propósitos de la NIIF 9.

2.1.7. Tasa de descuento

Las PCE se miden de una manera que refleje el valor del dinero en el tiempo. Esto significa que los déficits de efectivo asociados con el *default* deben ser descontados hacia atrás hasta la fecha del balance general. Para un activo financiero, los bancos usan la tasa de interés efectiva (*effective interest rate* [EIR]) (*i. e.*, la misma tasa usada para reconocer los ingresos por intereses) o una aproximación.

2.1.8. Definición de etapas (*staging*)

Si el riesgo de crédito de una exposición no se ha incrementado de manera significativa desde el reconocimiento inicial (“etapa 1”), entonces la entidad reconoce como provisión por pérdida solo las PCE de 12 meses. Sin embargo, si la exposición ha sufrido un incremento significativo en el riesgo de crédito (“etapa 2”), la entidad

reconoce una provisión por pérdida igual a la PCE para toda la vida del contrato. Por consiguiente, la definición de etapas —especialmente para los portafolios de plazo más largo— puede tener un impacto importante en las ganancias reportadas y en el patrimonio reportado.

El proceso de la entidad para valorar los cambios en el riesgo de crédito tiene múltiples factores y tiene tres elementos principales (o “pilares”):

- un elemento cuantitativo (*i. e.*, reflejar la comparación cuantitativa de la PD a la fecha de presentación de reporte y de la PD en el reconocimiento inicial);
- un elemento cualitativo;
- indicadores de “barrera” (presunción refutable).

El elemento cuantitativo se calcula con base en el cambio en las PDs del tiempo de vida comparando:

- la PD para toda la vida del contrato a la fecha de presentación de reporte
- con la PD para toda la vida del contrato para este punto en el tiempo, estimado con base en los hechos y circunstancias en el momento del reconocimiento inicial de la exposición (ajustado cuando sea relevante por los cambios en las expectativas de pago anticipado).

En general, los factores cualitativos que sean indicadores de un incremento en el riesgo de crédito se reflejan en los modelos de PD sobre una base oportuna y, por lo tanto, se incluyen en la valoración cuantitativa y no en una valoración cualitativa separada. Sin embargo, si en la valoración cuantitativa no es posible incluir toda la información corriente acerca de tales factores cualitativos, se consideran por separado en una valoración cualitativa respecto de si ha habido un incremento importante en el riesgo de crédito.

Con relación a los indicadores barrera, generalmente se considera que los instrumentos con más de 30 días de vencidos han incrementado de manera importante el riesgo de crédito y pueden ser de crédito deteriorado. Existe la presunción refutable de que el riesgo de crédito se ha incrementado de manera importante si los pagos contractuales tienen más de 30 días de vencidos; esta presunción se aplica a menos que el banco tenga información razonable y con respaldo, que demuestre que el riesgo de crédito no ha incrementado de manera importante desde el reconocimiento inicial.

2.1.9. Pronósticos macroeconómicos e información prospectiva

La medida de la PCE es una cantidad de probabilidad ponderada sin sesgo que se determina mediante la evaluación del rango de posibles resultados y el uso de información razonable y con respaldo, que esté disponible sin costo o esfuerzo indebido a la fecha de presentación de reporte acerca de eventos pasados, condiciones corrientes y pronósticos de condiciones futuras.

2.2. Previsión normativa BCRA

Como se mencionó previamente, la normativa local estaba regida por la norma de previsiones mínimas de riesgo de incobrabilidad (BCRA, 2020), que aplica sobre las financiaciones comprendidas por la norma de clasificación de deudores (BCRA, 2021b). Respecto de esta, puede mencionarse que se han previsto niveles de agrupamiento de los clientes en orden decreciente de calidad, en razón directa al riesgo de incobrabilidad que se deriva de las situaciones que presentan.

El criterio básico que se utiliza para efectuar tal clasificación es la capacidad de pago en el futuro de la deuda o de los compromisos objeto de la garantía de la entidad financiera. El criterio básico de evaluación es la capacidad de repago del deudor en función del flujo financiero estimado y, solo en segundo lugar, sobre la base de la liquidación de activos del cliente, dado que el otorgamiento de las financiaciones debe responder a sus verdaderas necesidades de crédito y efectuarse en condiciones de amortización acordes a las reales posibilidades de devolución que su actividad y generación de fondos le permitan.

Cada cliente —y la totalidad de sus financiaciones comprendidas— se incluirá en una de las siguientes seis categorías, que se definen teniendo en cuenta las condiciones detalladas en cada caso:

- **En situación normal**
 - El análisis del flujo de fondos del cliente demuestra que es capaz de atender adecuadamente todos sus compromisos financieros.
 - El cliente cumple regularmente con el pago de sus obligaciones, aun cuando incurra en atrasos de hasta 31 días; se entiende que ello sucede cuando el cliente

cancela las obligaciones sin recurrir a nueva financiación directa o indirecta de la entidad.

- **Con seguimiento especial**

- El análisis del flujo de fondos del cliente demuestra que, al momento de realizarse, puede atender la totalidad de sus compromisos financieros. Sin embargo, existen situaciones posibles que, de no ser controladas o corregidas oportunamente, podrían comprometer la capacidad futura de pago.

- El cliente incurre en atrasos de hasta 90 días en los pagos de sus obligaciones. Se entenderá que el cliente efectúa el pago de sus obligaciones cuando no recurre a nueva financiación directa o indirecta de la entidad.

- **Con problemas**

- El análisis del flujo de fondos del cliente demuestra que tiene problemas para atender normalmente la totalidad de sus compromisos financieros y que, de no ser corregidos, esos problemas pueden resultar en una pérdida para la entidad financiera.

- El cliente incurre en atrasos de hasta 180 días. El cómputo de los plazos no se interrumpirá por el otorgamiento de renovaciones cuando previamente no se haya producido la cancelación efectiva de las obligaciones vencidas, es decir, sin recurrir a financiación directa o indirecta de la entidad.

- **Con alto riesgo de insolvencia**

- El análisis del flujo de fondos del cliente demuestra que es altamente improbable que pueda atender la totalidad de sus compromisos financieros.

- El cliente incurre en atrasos de hasta un año. El cómputo de los plazos no se interrumpirá por el otorgamiento de renovaciones cuando previamente no se haya producido la cancelación efectiva de las obligaciones vencidas, es decir, sin recurrir a financiación directa o indirecta de la entidad.

- **Irrecuperable**

- Las deudas de clientes incorporados a esta categoría se consideran incobrables. Si bien estos activos podrían tener algún valor de recuperación bajo un cierto conjunto de circunstancias futuras, su incobrabilidad es evidente al momento del análisis.

- El cliente incurre en atrasos superiores a un año, y cuenta con refinanciación del capital y sus intereses, y con financiación de pérdidas de explotación. El cómputo

de los plazos no se interrumpirá por el otorgamiento de renovaciones cuando previamente no se haya producido la cancelación efectiva de las obligaciones vencidas, es decir, sin recurrir a financiación directa o indirecta de la entidad.

- **Irrecuperable por disposición técnica**

- Clientes que a su vez son deudores en situación irregular —los que registren atrasos superiores a 180 días en el cumplimiento de sus obligaciones— según la nómina que, a tal efecto y a partir de la información que deberán suministrar los administradores de las carteras crediticias, elabora y proporciona el BCRA de:

- entidades liquidadas por el BCRA;
- entes residuales de entidades financieras públicas privatizadas o en proceso de privatización o disolución;
- entidades financieras cuya autorización para funcionar haya sido revocada por el BCRA y se encuentren en estado de liquidación judicial o quiebra;
- fideicomisos en los que SEDESA sea beneficiario.

La cartera se agrupará en dos categorías básicas:

- Cartera para consumo o vivienda.

Esta comprende:

- créditos para consumo (personales y familiares, para profesionales, para la adquisición de bienes de consumo, financiación de tarjetas de crédito);
- créditos para vivienda propia (compra, construcción o refacción);
- préstamos a instituciones de microcrédito y a microempresarios;
- las financiaciones de naturaleza comercial de hasta el importe de referencia establecido que determina una financiación de carácter comercial, cuenten o no con garantías preferidas, cuando la entidad haya optado por ello.

- Cartera comercial.

Esta comprende el resto de financiaciones.

Sobre el total de las deudas de los clientes, según la clasificación que corresponde asignarles, deberán aplicarse las siguientes pautas mínimas de provisionamiento:

Tabla 2. Provisionamiento norma BCRA

Categoría	Con garantías preferidas	Sin garantías preferidas
1. Situación normal	1%	1%
2. Con seguimiento especial / Riesgo bajo		
- En observación (2.a.)	3%	5%
- En negociación o con acuerdos de refinanciación (2.b. para cartera comercial)	6%	12%
- En tratamiento especial (2.c. para cartera comercial; 2.b. para cartera de consumo o vivienda)	8%	16%
3. Con problemas / Riesgo medio.	12%	25%
4. Con alto riesgo de insolvencia / Riesgo alto	25%	50%
5. Irrecuperable.	50%	100%
6. Irrecuperable por disposición técnica	100%	100%

Fuente: Texto ordenado de provisiones mínimas por riesgo de incobrabilidad. BCRA.

Las entidades podrán efectuar provisiones por importes superiores a los mínimos establecidos si así lo juzgaran razonable. En tales casos, deberá tenerse presente que la aplicación de porcentajes que correspondan a otros niveles siguientes determinará la reclasificación automática del cliente por asimilación al grado de calidad asociado a la previsión mínima.

2.3. PCE según normativa Basilea

La normativa Basilea ha evolucionado a lo largo del tiempo (GIPN y GRI BCRA, 2006). Esta se orienta fundamentalmente a la determinación de las pérdidas inesperadas para la entidad, implicando una reserva de capital. Para poder determinar esta reserva es necesario contar con los parámetros de pérdida esperada PD, EAD y LGD, luego poder definir una distribución y buscar los percentiles extremos de esta.

Como se mencionó previamente, el BCRA ha adoptado en gran medida la normativa de Basilea, en la que básicamente se busca la valuación de los activos ponderados por riesgo. Para esta valuación se definen los siguientes enfoques de medición contenidos en Basilea II (*ibid.*): enfoque estandarizado (y su versión sencilla, el estandarizado simplificado), y enfoque basado en *ratings* internos (*internal ratings based approach* [IRB]) en sus dos versiones: básico y avanzado.

El enfoque estandarizado es una actualización de Basilea I. A los efectos de alinear mejor los ponderadores con el riesgo, ellos dependen ahora de la calificación de

riesgo del deudor, provista por una calificadora de riesgo o una agencia de crédito a la exportación. En el caso de algunos créditos, como hipotecarios o minoristas, llevan ponderadores determinados por el Comité.

El IRB calcula los ponderadores de riesgo a partir de fórmulas provistas por el Comité, que difieren por tipo de crédito: empresas, bancos y sociedades de bolsa, soberanos y bancos centrales, minoristas y otras (financiamiento de proyectos, *equity*). Los bancos estiman la probabilidad de default (PD) de cada deudor en función de una calificación (*rating*) asignada por el sistema de riesgos interno de cada entidad. Además, se necesitan otros parámetros de riesgo, que calcula el banco o están dados por el Comité según la versión del IRB, y que son la pérdida dado el default (LGD), exposición al momento del default (EAD) y la madurez del préstamo (M). Con estos parámetros, la PD y las fórmulas IRB, se calcula la exigencia de capital de cada préstamo según el riesgo del deudor, las garantías, el plazo, etcétera.

Para las deudas con empresas, Estados soberanos y bancos centrales, el IRB presenta dos modalidades: básico y avanzado. En el primer caso, el banco solo estima la PD mientras que las otras variables son provistas por el Comité. En el avanzado, en cambio, los bancos usan estimaciones internas de todos los componentes de riesgo: PD, LGD, EAD y M, y el supervisor las valida. Para las restantes exposiciones, solamente se encuentra disponible el enfoque avanzado.

Tanto el IRB como el enfoque estandarizado han sido calibrados en función de modelos de cartera. En ese proceso, se han utilizado algunos supuestos y se ha caracterizado la cartera típica de los bancos. Algunos parámetros han sido discutidos estratégicamente en función de prioridades o preocupaciones más allá de los resultados de los modelos.

Puede observarse que la diferencia entre enfoques radica en que el supervisor define todos o algunos parámetros en los enfoques más estandarizados, y en el IRB avanzado la entidad define todos los parámetros basados en las características de la cartera de la entidad.

Con respecto al parámetro de PD, se definen las siguientes condiciones para el *default*:

- atraso (mora) superior a 90 días en obligaciones significativas;
- improbabilidad de que el deudor pague sus obligaciones con el grupo bancario sin que tenga que recurrir a acciones, como realizar garantías;

- indicios de poca probabilidad de pago:
 - suspensión del devengamiento de intereses;
 - aplicación de provisiones específicas sobre ese deudor;
 - venta o reestructuración con pérdida del crédito;
 - petición de la quiebra del deudor por obligaciones tomadas con el banco.

Debe considerarse un horizonte temporal de 12 meses, utilizando PDs a largo plazo. A diferencia de los parámetros utilizados para la pérdida esperada, en que las PDs deben ser a corto plazo (*point in time*), para capital deben utilizarse a largo plazo (*through the cycle*), promediando las PDs a corto plazo durante un lapso temporal de un ciclo económico. A efectos de esta tesis, se utiliza el parámetro a corto plazo (PIT) porque se busca comparar los parámetros de pérdida crediticia esperada, no los de capital (pérdida inesperada). Por otro lado, se considera el *default* a nivel cliente, esto es, cuando alguna operación del cliente alcance el *default*, se arrastra al resto de las operaciones a ese mismo estado.

Con respecto a la EAD, se considera que esta variable corresponde al monto legalmente adeudado a la entidad financiera al momento del *default*. La EAD dependerá de distintos factores, como por ejemplo, el tipo de producto, la calidad del cliente, la utilización media y el tipo de contrato. Para algunas financiaciones casi no existe este riesgo. Los créditos amortizables se repagan siguiendo un esquema contractual, de manera que los montos futuros son conocidos de antemano, excepto en los casos de pre-pago. En general, para las partidas dentro del balance, se toma una estimación de EAD que no puede ser inferior al valor del préstamo otorgado. Es decir, se ignoran las cancelaciones aunque estas estén pautadas contractualmente.

Por otro lado, las líneas autorrenovables permiten al deudor su utilización cuando lo desea, según sus necesidades y sujetas a un límite fijado por el banco, y la EAD sería el porcentaje del límite de riesgo concedido que estará pendiente de pago al momento del *default*. Los sobregiros cambian según la iniciativa del cliente. A su vez, la financiación de proyectos implica incertidumbre en el esquema de flujos y repagos. Para la obtención de la EAD en los créditos autorrenovables, una modalidad de análisis podría consistir en ver cuáles eran las exposiciones de los clientes en el momento de entrar en *default* y compararlas con las utilidades medias un año antes. La diferencia entre ambas daría un factor que refleja el incremento en la utilización de las líneas y que

se aplicaría sobre la línea disponible de un cliente para estimar cuál sería su nivel de riesgo en el momento de entrar en *default*.

Entonces, para productos amortizables (no transaccionales) se considera como exposición el saldo de deuda. En cambio, para los créditos autorrenovables (transaccionales), se utilizará la EAD determinada por la utilización del CCF (ver punto 1.2).

La LGD es la porción de la EAD que se perdería si se produjera el *default*. Depende de las garantías asociadas, de la capacidad de recupero a partir de los otros activos del deudor, de los gastos asociados al proceso de recupero y ejecución de las garantías y del costo de oportunidad por los intereses perdidos. En general, se pueden seguir criterios subjetivos u objetivos para la estimación de la LGD. El primero consiste en el juicio experto de quienes, en función de su experiencia y conocimiento, indican el valor promedio esperable de la LGD. Los criterios objetivos, por otro lado, ofrecen más alternativas y emplean datos numéricos de recuperos pasados en la estimación, y pueden ser implícitos o explícitos.

Los métodos objetivos implícitos usan información histórica para “despejar” una LGD implícita en las pérdidas usando información de la pérdida por riesgo de crédito y la exposición observada al momento del *default*. Los explícitos, por su parte, asignan a las exposiciones que no están en *default* la LGD observada promedio de exposiciones similares que sí entraron en *default*, calculadas utilizando valores de mercado o *spreads* de deuda en *default* (aplicable a títulos de deuda) o registrando el valor presente del recupero, neto de los gastos incurridos.

A efectos del presente trabajo, no se utiliza este parámetro para el ejercicio de *backtest*. Se considera 50 % como valores mínimos (piso) para el parámetro de LGD, para operaciones de consumo sin garantía (BCBS, 2017). Se utiliza este valor para deducir el parámetro de PD en la previsión bajo normativa BCRA, el cual se explicará en el capítulo siguiente.

Capítulo 3

DISEÑO DEL *BACKTEST*

El objetivo del *backtest* es contrastar los modelos de provisionamiento explicados en el capítulo 2, comparando cómo estiman el **saldo en *default*** (solo una parte de la PCE), y concluir cuál logra una mejor estimación.

Como se ha mencionado anteriormente, se considera como premisa principal del ejercicio utilizar la menor cantidad posible de parámetros subjetivos para el abordaje de las conclusiones. Por este motivo, se analiza la estimación del **saldo en *default al año***, dado que es posible contrastarlo al cabo de un año.

Para el ejercicio se utilizan datos históricos de una cartera de una entidad bancaria, donde se conoce qué clientes ingresan a *default* con posterioridad, y el monto de este. Para el desarrollo de los parámetros e indicadores, se considera el total de la cartera a un momento determinado, excluyendo las operaciones o clientes que al momento de observación se encuentran en *default*. A este total de cartera no *default* se lo observa durante los 12 meses posteriores y se contabiliza cuáles operaciones ingresan en *default*; se obtiene así la tasa de malo como el cociente entre los *defaults* y el total de cartera al momento de la observación. Se utilizan 12 períodos de observaciones para darle mayor robustez estadística a los parámetros, es decir, se utiliza el promedio de 12 observaciones para determinar los parámetros.

Una vez obtenidos los parámetros de PDs a 12 meses y EADs, estos se aplican a la cartera no *default*, y se obtiene una **estimación del saldo en *default*** utilizando $PD \cdot EAD$. A este monto estimado se lo compara con el **verdadero saldo en *default observado*** al cabo de 12 meses, y se analizan los errores de estimaciones. Se utilizan los períodos de octubre 2018 a marzo 2019 para definir las conclusiones.

Como se ha señalado en el capítulo 2, estos modelos estadísticos de PDs y EADs varían según el modelo de provisionamiento utilizado, dado que cada normativa tiene sus definiciones particulares.

Uno de los supuestos más significativos para el análisis desarrollado es la definición de la **unidad default**, esto es, si se considera *default* a nivel cliente o a nivel operación. Se considera *default* cuando un cliente u operación alcanza una determinada condición (de *default*) en una ventana temporal posterior al momento de observación. Se debe tener en cuenta que al momento de observación el cliente u operación se encuentra en un estado de *no default*.

Así pues, la definición de la unidad de *default* incide directamente en la definición de *default* para el tratamiento de las probabilidades de *default*. Para las PDs a nivel cliente se agrupan todas las operaciones del cliente y se analiza el máximo atraso en ellas, es decir, se arrastran operaciones *no default* al *default* por la operación morosa. En cambio, en las PDs a nivel operación se considera a cada una en particular por sus días de mora, por lo que puede ocurrir que para un mismo cliente se considere una operación en *default* y otra no.

Para el modelo de provisiones mínimas del BCRA, que depende de la norma de clasificación de deudores, el tratamiento de las clasificaciones es explícitamente a nivel cliente, y por tanto, la unidad de *default* considerada es a nivel cliente. Si bien en la normativa de provisiones no se explicitan los parámetros y solo se aplica un porcentaje de provisionamiento al saldo de deuda, este implícitamente contiene todos los parámetros de pérdida esperada, es decir, la multiplicación de la PD, factor de EAD y LGD.

Para el ejercicio práctico, se asume que el factor de EAD es igual a 1. Es decir, se asume que no se incrementa la exposición en productos transaccionales ni se disminuye en productos no transaccionales. También se harán supuestos sobre el modelo de LGD para ajustar ese porcentaje de provisionamiento a PD*factor de EAD.

$$\text{Porcentaje Pérdida Esperada}_{BCRA} = PD * \text{factor de EAD} * LGD$$

$$\frac{\text{Porcentaje Pérdida Esperada}_{BCRA}}{LGD} = \frac{PD * \text{factor de EAD} * LGD}{LGD}$$

$$\frac{\text{Porcentaje Pérdida Esperada}_{BCRA}}{LGD} = \frac{PD * \text{factor de EAD} * \cancel{LGD}}{\cancel{LGD}}$$

Asumiendo factor de EAD=1:

$$\frac{\text{Porcentaje Pérdida Esperada}_{BCRA}}{LGD} = \frac{PD * I * LGD}{LGD}$$

Con respecto a la utilización de la LGD, se consideran dos supuestos:

- una LGD de 45 %, que es el piso mínimo para productos de consumo según la normativa de Basilea;
- una LGD de 25 %, reduciendo el piso mínimo de Basilea, dado que la cartera utilizada es una cartera no *default*.

Para el modelo que se ajusta a los supuestos de Basilea, se considera la unidad de *default* a nivel cliente, en consistencia con la normativa BCRA, previo a la implementación de las normas NIIF 9. Para la EAD de los productos transaccionales, se utiliza un modelo de CCF (ver punto 1.2), es decir, se incrementa la exposición del momento de la observación para estimar el monto en *default*, y para los productos no transaccionales se utiliza el saldo de deuda como exposición.

Para el modelo según los supuestos de NIIF 9, se considera la unidad de *default* a nivel producto, pues la norma es explícita respecto de que los cálculos deben realizarse a nivel producto. Para la EAD de los productos transaccionales, se utiliza el mismo modelo de CCF que para Basilea; ambas normativas son consistentes en este aspecto. No obstante, para los productos no transaccionales, se utiliza un modelo de supervivencia actuarial, donde la combinación de la PD “mensual” condicional y el saldo no amortizado a cada momento de amortización de capital generan la estimación de **saldo en default** (PD*EAD).

Como universo se considera una cartera universal de clientes del segmento de consumo. Ellos acreditan su salario en la entidad (clientes acreditantes), con lo cual es posible para esta graduar en forma más específica la exposición, dado que sus ingresos son conocidos. Por esta última condición, el riesgo relativo de esta cartera es bajo, al menos en comparación con una cartera no acreditante.

En los puntos siguientes se describe metodológicamente el desarrollo de los parámetros utilizados para la estimación:

- Descripción de la cartera utilizada para el desarrollo de los parámetros.

- Modelos de PDs:
 - Características de modelos puntuación (*score*) utilizados.
 - Validación de los modelos de puntuación. Análisis del funcionamiento de los modelos y selección para cada subpoblación.
 - Segmentación de los modelos de puntuación. Confección de grupos de riesgo.
 - Particularidades normativas de la NIIF. Condiciones utilizadas para la medición de la tasa de malo: proporcionalidad de los buenos, materialidad del *default* y segmentación por plazo remanente para PDs de préstamos.
 - PDs definitivas.
- Definición de EADs:
 - Estimación del CCF. CCFs definitivos.
 - Estimación del modelo actuarial de supervivencia para préstamos.
- Porcentaje de provisiones bajo normativa BCRA. Construcción de PD*EAD para BCRA.

3.1. Cartera utilizada

Como ya se ha mencionado, para el desarrollo de los parámetros se considera el total de la cartera no *default* a un período determinado (de abril 2018 a marzo 2019), y se observa la cantidad de clientes u operaciones que ingresan en *default* durante los 12 meses posteriores. Con esta cantidad de *default* se construye la tasa de malo (como el cociente entre *default* y total cartera).

En el siguiente cuadro se compara la distribución de una cartera acreditante con respecto una no acreditante, por producto y volumen de deuda para el período de marzo 2019:

Tabla 3. Distribución de cartera

Tipo de Producto	Cartera acreditante				Cartera No acreditante			
	Cantidad de producto	Saldo de Deuda	Tasa de malo, por producto	Tasa de malo, por cliente	Cantidad de producto	Saldo de Deuda	Tasa de malo, por producto	Tasa de malo, por cliente
Bienes en Locación Financiera	1	0	0,0%	0,0%	4	1	0,0%	0,0%
Cartera Documentada	42	2	11,5%	14,3%	403	14	25,9%	28,4%
Cuentas Corrientes	17.316	8	1,5%	5,6%	42.405	33	6,2%	10,7%
Hipotecarios	2.816	4.369	0,1%	0,5%	2.991	4.371	1,2%	2,0%
Otros Préstamos	65	57	14,6%	14,6%	333	285	30,6%	31,0%
Préstamos personales	167.593	10.842	4,4%	6,2%	99.811	6.462	13,5%	16,5%
Tarjetas de crédito	304.284	6.256	2,2%	3,2%	603.876	11.471	3,4%	4,6%
Total	492.117	21.534	2,8%	4,2%	749.823	22.638	4,7%	6,4%

En el cuadro pueden observarse, por producto, la cantidad de operaciones, el saldo de deuda y las tasas de malo a nivel producto y cliente. En la cartera prevalecen los productos de tarjetas de crédito y préstamos personales. Ambas carteras tienen aproximadamente el mismo volumen de deuda. Por último, cabe señalar que la cartera acreditante tiene menor tasa de malo que la no acreditante.

A efectos del *backtest*, se utilizan los productos de tarjetas de crédito y préstamos personales de la cartera acreditante, dado que son los de mayor volumen y permiten generar segmentaciones de modelos de puntuación para el cálculo de PDs.

En la siguiente figura puede observarse el volumen de productos y la evolución de la tasa de malo a nivel producto y cliente:

Figura 2. Evolución de tasa de malo en créditos personales

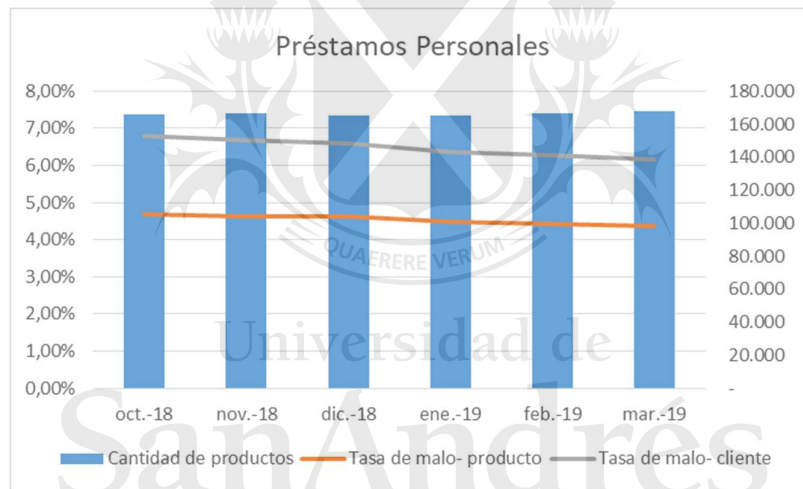
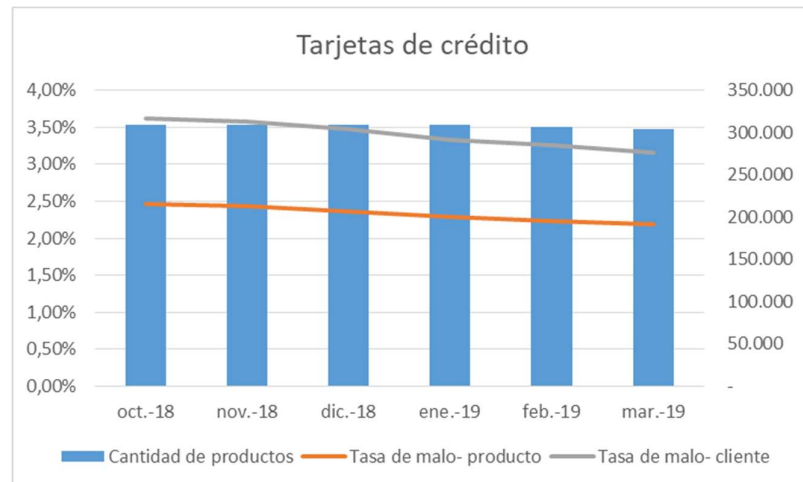


Figura 3. Evolución de tasa de malo en tarjetas de crédito



3.2. Modelos de PDs

La probabilidad de *default* es la estimación de la frecuencia de eventos de incumplimiento. Para lograr mayor especificidad en la probabilidad de *default*, se utilizan modelos de puntuación, que luego se segmentan para generar grupos de riesgo.

3.2.1. Modelos de puntuación

Para el ejercicio de *backtest*, se utilizan dos modelos de puntuación internos. Un modelo para los clientes con hasta 5 días de mora —modelo “normal”—, y otro modelo para los clientes con más de 5 y hasta 89 días de mora —modelo “mora”—. En el siguiente cuadro puede observarse la distribución de modelos y por producto para el período marzo 2019:

Tabla 4. Distribución por modelo de puntuación y producto

	Cantidad de productos	Saldo de Deuda	Tasa de malo-producto	Tasa de malo-cliente
Préstamos personales	167.593	10.842	4,35%	6,17%
Normal	153.068	9.871	3,03%	4,37%
Mora	11.537	774	19,04%	26,85%
Resto	2.988	196	12,87%	14,81%
Tarjetas de crédito	304.284	6.256	2,19%	3,16%
Normal	251.895	5.838	1,65%	2,33%
Mora	12.515	376	16,52%	22,95%
Resto	39.874	42	1,12%	2,15%
Total	471.877	17.098	2,90%	4,15%

En la fila “Resto” se agrupan un conjunto de clientes que tienen condiciones específicas y, por tanto, no utilizan los modelos descriptos. Al no aplicar los modelos de puntuación, son excluidos del análisis.

Las principales variables que intervienen en el modelo “normal” son el uso de la tarjeta de crédito, antigüedad en el banco y días de mora. A continuación se presenta la selección de variables del modelo “normal”:

Tabla 5. Selección de variables modelo “normal”

Modelo	Acción	Efecto(s)	Criterios de ajuste de modelo			Pruebas de selección de efecto			
			AIC	BIC	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi- cuadrado (a,b)	gl	Sig.	
Paso 0	0	Especificado	Intercepto	126640,85	126653,41	126638,85			
Paso 1	1	Especificado	Flag_Porc_Saldo_lim_25_TC_SUM_3_cat	108825,01	108850,12	108821,006	19643,193	1	,000
Paso 2	2	Especificado	Dias_Sobregiro_Max_12_cat	96369,99	96407,665	96363,99	12417,884	1	,000
Paso 3	3	Especificado	Antigüedad_en_el_banco_cat	85767,285	85817,504	85759,285	11027,937	1	,000
Paso 4	4	Especificado	Segmento_cat	80940,097	81002,871	80930,097	5019,685	1	,000
Paso 5	5	Especificado	Afectacion_cat	77422,93	77498,259	77410,93	3525,229	1	,000
Paso 6	6	Especificado	Edad_cat	75403,166	75491,05	75389,166	2014,222	1	,000
Paso7	7	Especificado	Max_Cantidad_Cuotas_Restantes_PP_cat	74146,705	74247,144	74130,705	1266,449	1	,000
Paso 8	8	Especificado	Porc_Pagos_Saldo_TC_cat	73035,651	73148,645	73017,651	1090,531	1	,000
Paso 9	9	Especificado	Dias_Exceso_Acuerdo_CC_score	72707,048	72832,597	72687,048	336,345	1	,000

Para el modelo “mora”, las principales variables que intervienen son los días de mora del cliente, días de mora específica de préstamos y porcentaje de uso de la tarjeta de crédito. A continuación se presenta la selección de variables del modelo “mora”:

Tabla 6. Selección de variables modelo “mora”

Modelo	Acción	Efecto(s)	Criterios de ajuste de modelo			Pruebas de selección de efecto			
			AIC	BIC	Logaritmo de la verosimilitud -2	Chi- cuadrado (a,b)	gl	Sig.	
Paso 0	0	Especificado	Intercepto	33010,337	33020,213	33008,337			
Paso 1	1	Especificado	Dias_Sobregiro_cat	10627,932	10647,684	10623,932	22114,52	1	,000
Paso 2	2	Especificado	Dias_Atraso_PP_cat	6607,587	6637,216	6601,587	4178,581	1	,000
Paso 3	3	Especificado	Flag_Porc_Sdo_Limite_25_TC_Sum_3_cat	4699,551	4739,056	4691,551	1914,427	1	,000
Paso 4	4	Especificado	Porc_Pagos_Saldo_TC_cat	3154,579	3203,96	3144,579	1513,85	1	,000
Paso 5	5	Especificado	Antigüedad_Banco_cat	1753,323	1812,581	1741,323	1423,442	1	,000

Además de estos modelos internos, se utiliza un modelo de mercado genérico (*bureau*). Como se mencionó previamente, este modelo estima la mora genérica en el mercado financiero. Como es una empresa privada la que provee este modelo, no es posible conocer las variables que intervienen en la definición del puntaje.

3.2.2. Validación del modelo de puntuación

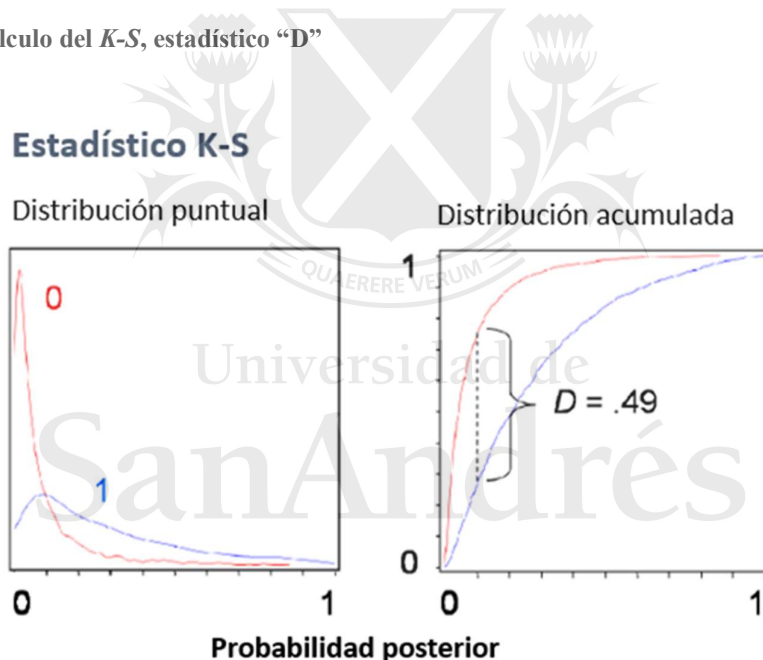
Validar un modelo de puntuación consiste determinar su funcionamiento para una población. Así pues, ya definidos los modelos disponibles, se procede a analizar su

funcionamiento en cada subpoblación (“normal”/“mora”), para cada unidad de *default* (cliente/producto), según las definiciones previas.

Para determinar el funcionamiento de un modelo de puntuación, se utiliza el indicador de Kolmogorov-Smirnov. La prueba de dos muestras de Kolmogorov-Smirnov se basa en la distancia entre las funciones de distribución empíricas. El estadístico de prueba “D” es la diferencia vertical máxima entre distribuciones acumulativas. Si “D” es igual a 0, las distribuciones son idénticas en todas partes. Si “D” es mayor a 0, entonces hay alguna probabilidad posterior en la que las distribuciones difieren. El valor máximo de la estadística *K-S* es igual a 1 y ocurre cuando las distribuciones están perfectamente separadas.

El siguiente gráfico ejemplifica el cálculo del estadístico “D”.

Figura 4. Cálculo del *K-S*, estadístico “D”



La ventana temporal para validar los modelos de puntuación es de abril de 2018 a marzo de 2019. Para cada período, se están considerando 12 meses posteriores de comportamiento para medir la tasa de malo. Esta misma ventana se utilizará para calibrar las PDs.

Para el modelo de Basilea se utiliza como unidad de *default* la dimensión cliente. Se tiene la siguiente distribución para el período de marzo 2019:

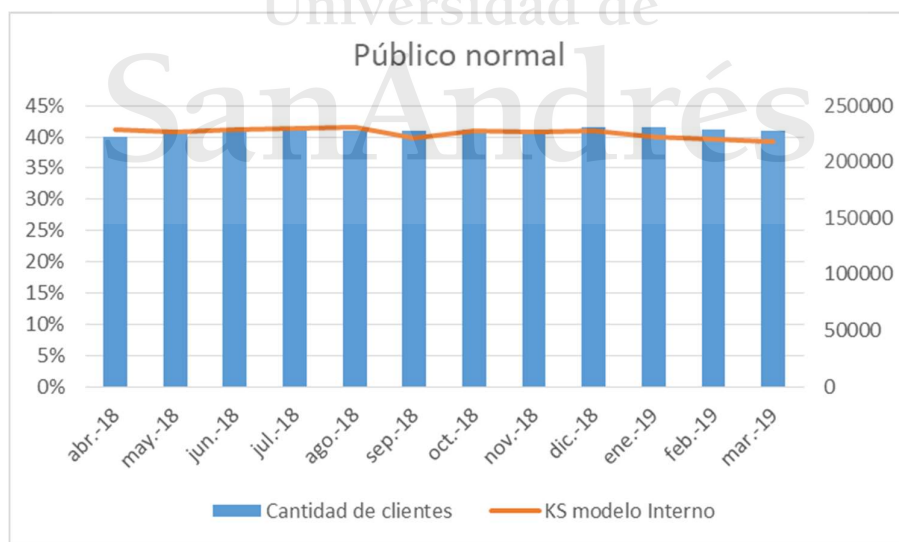
Tabla 7. Distribución por modelo de puntuación

	Cantidad de productos	Saldo de Deuda	Tasa de malo-producto	Tasa de malo-cliente
Normal	404.963	15.709	2,13%	3,05%
Mora	24.052	1.150	17,68%	24,74%
Total	429.015	16.859	3,01%	4,27%

A continuación se realizan las validaciones de los modelos para cada subpoblación. A estos efectos, en los gráficos se cuenta con el volumen de la cartera en cada período, en barras, y luego el indicador *K-S*, en línea, que depende de la tasa de malo durante los 12 meses posteriores a la fecha de observación. Se realizaron las siguientes validaciones para la condición de *default* a nivel cliente (no se incluye la validación del modelo de mercado para el público “mora” por no lograr una discriminación adecuada):

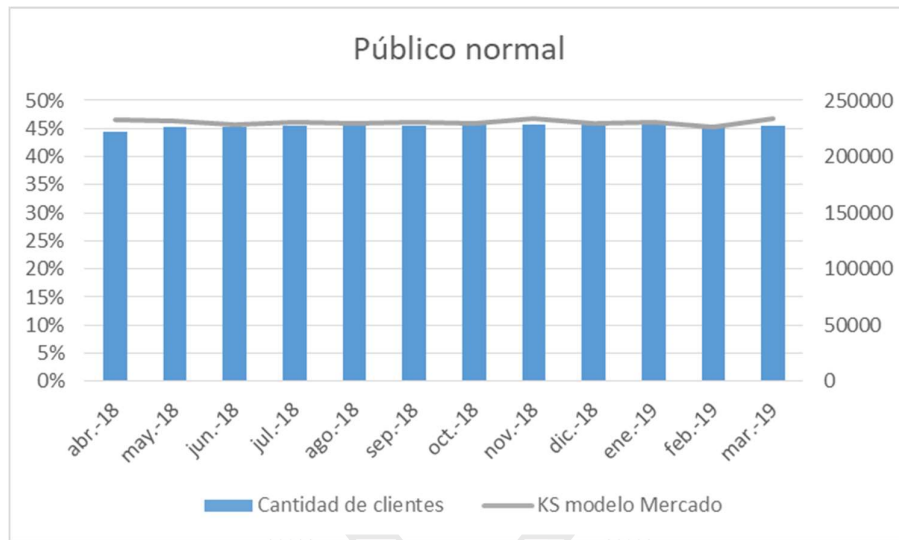
- **Validación modelo de puntuación interno, público “normal”**, en la que se alcanzó un *K-S* promedio de 40 %; una buena discriminación de buenos con respecto a los malos.

Figura 5. Validación modelo puntuación interno público “normal”



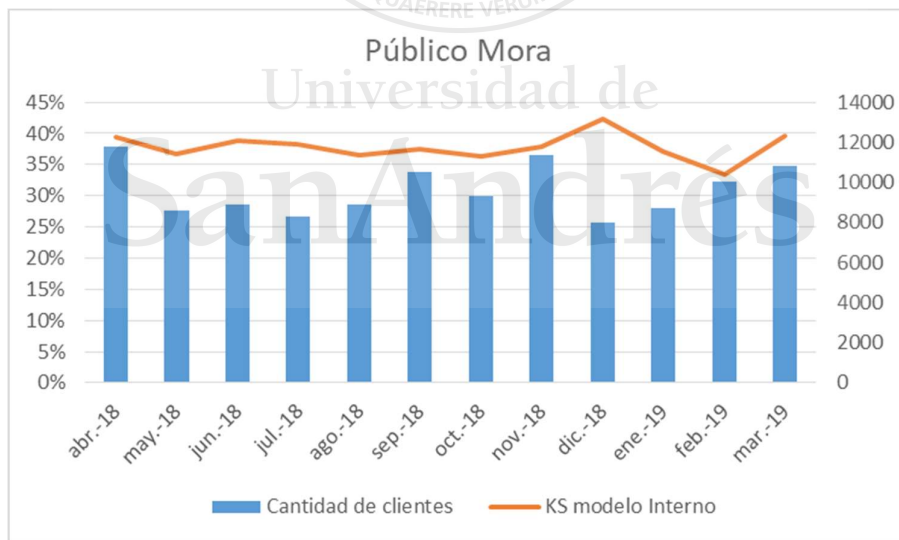
- **Validación modelo de puntuación de mercado, público “normal”**, en la que se logró un *K-S* promedio de 45 %, es decir, mejor poder de discriminación que el modelo interno.

Figura 6. Validación modelo puntuación de mercado público “normal”



• **Validación modelo de puntuación interno, público “mora”**, en la que se alcanzó un *K-S* promedio de 38 %; una discriminación adecuada.

Figura 7. Validación modelo puntuación interno público “mora”



Para el modelo de NIIF 9, se utiliza como unidad de *default* la dimensión producto. A efectos de volumetría, se tiene la siguiente distribución para el período marzo 2019:

Tabla 8. Distribución por modelo de puntuación y producto

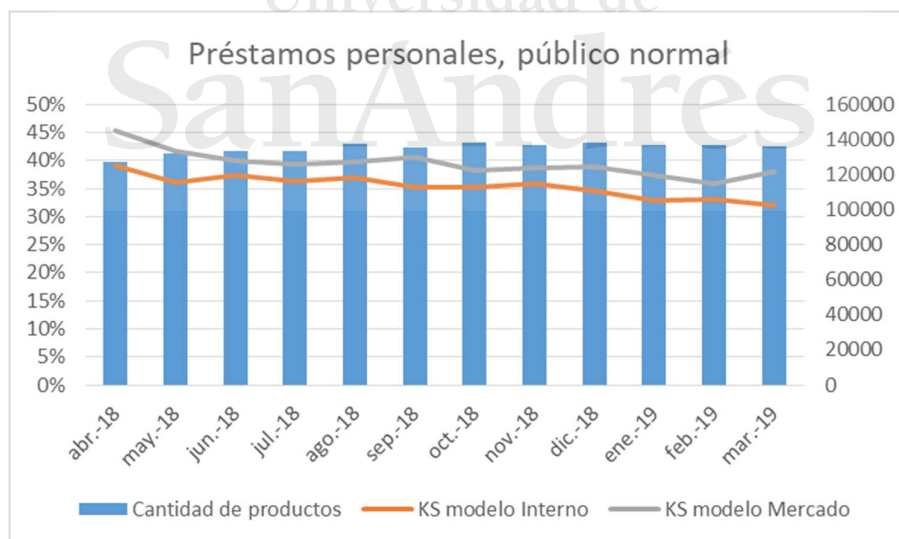
	Cantidad de productos	Saldo de Deuda	Tasa de malo-producto	Tasa de malo-cliente
Normal				
Préstamos Personales	153.068	9.871	3,03%	4,37%
Tarjetas de crédito	251.895	5.838	1,65%	2,33%
Mora				
Préstamos Personales	11.537	774	19,04%	26,85%
Tarjetas de crédito	12.515	376	16,52%	22,95%
Total	429.015	16.859	3,01%	4,27%

Se realizaron las siguientes validaciones:

- **Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “normal”.**

A nivel producto, préstamos personales. Se logró un *K-S* promedio de 35 % para el modelo interno y 40 % para el modelo de mercado; un adecuado poder de discriminación. Se repite que el modelo de mercado tiene mejor desempeño, al igual que a nivel cliente (Basilea).

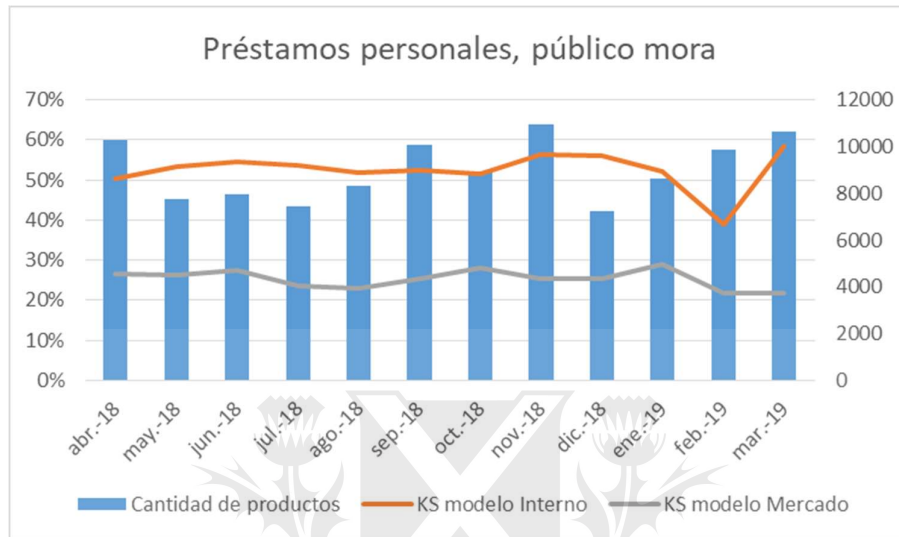
Figura 8. Validación modelo puntuación interno y de mercado, público “normal”. A nivel producto, préstamos personales



- **Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, préstamos personales.** Se alcanzó un *K-S* promedio de 55 % para el modelo interno y 25 % para el modelo de mercado. Dada la diferencia de desempeño

entre el modelo interno y el de mercado, se decide utilizar solo el modelo interno para segmentar la PD.

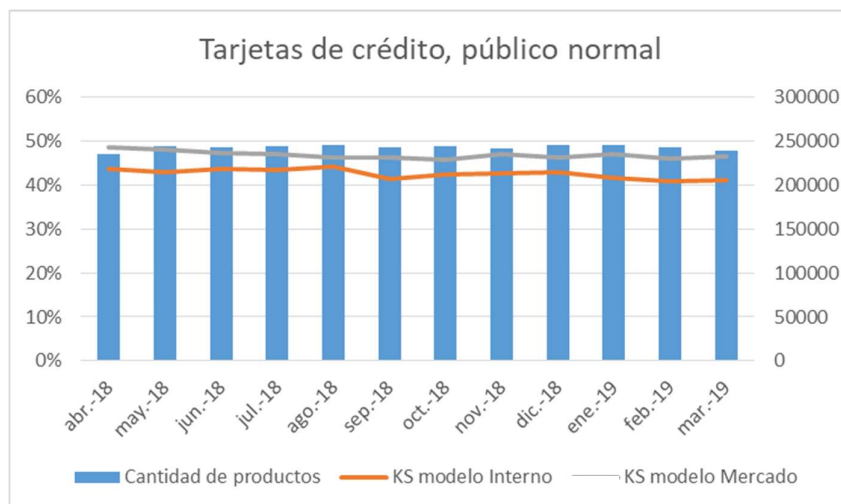
Figura 9. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, préstamos personales



• **Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “normal”.**

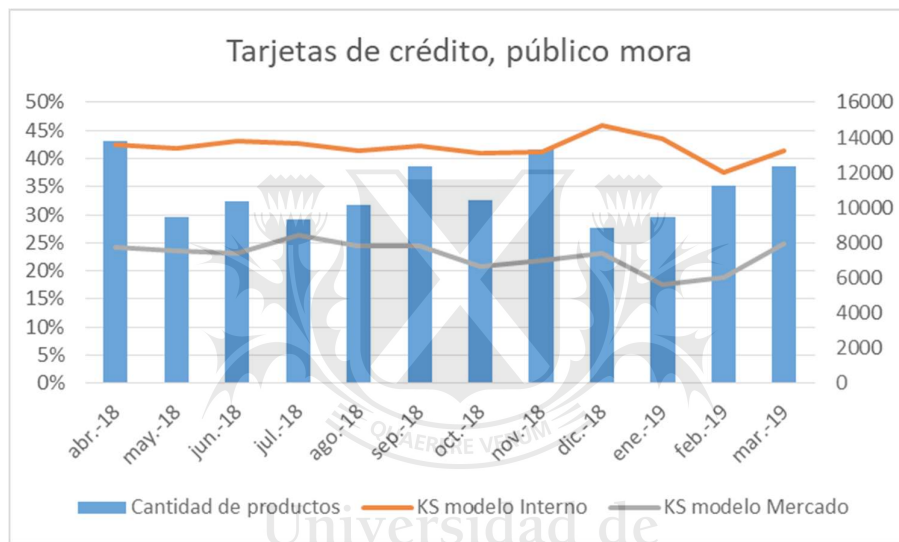
A nivel producto, tarjetas de crédito. Resultó un *K-S* promedio de 42 % para el modelo interno y 45% para el modelo genérico; un adecuado poder de discriminación. Se repite que el modelo de mercado tiene mejor desempeño, al igual que a nivel cliente (Basilea).

Figura 10. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “normal”. A nivel producto, tarjetas de crédito



• **Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, tarjetas de crédito.** Se logró un *K-S* promedio de 40% para el modelo interno y 22 % para el modelo de mercado. Dada la diferencia de desempeño entre el modelo interno y el de mercado, se decide utilizar solo el modelo interno para segmentar la PD.

Figura 11. Validación modelo de puntuación interno y de mercado, público “mora”. A nivel producto, tarjetas de crédito



En el siguiente cuadro, se resume la elección de cada modelo para cada público:

Tabla 9. Selección de modelo para cada público

Dimensión	Segmentación	Producto	Modelo	
			Interno	Mercado
Cliente	Normal	N/A	Sí	Sí
	Mora	N/A	Sí	No
Producto	Normal	Préstamos Personales	Sí	Sí
		Tarjetas de Crédito	Sí	Sí
	Mora	Préstamos Personales	Sí	No
		Tarjetas de Crédito	Sí	No

Para la subpoblación “normal”, se utilizarán tanto los modelos internos como los de mercado; en cambio, para los modelos “mora”, solo se utilizarán modelos internos.

3.2.3. Segmentación del modelo de puntuación

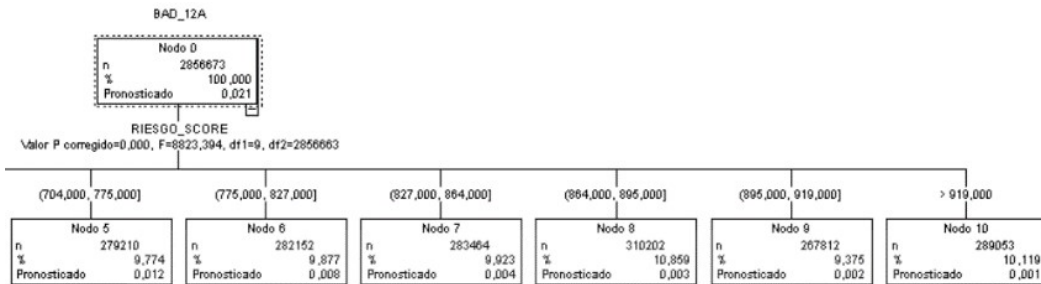
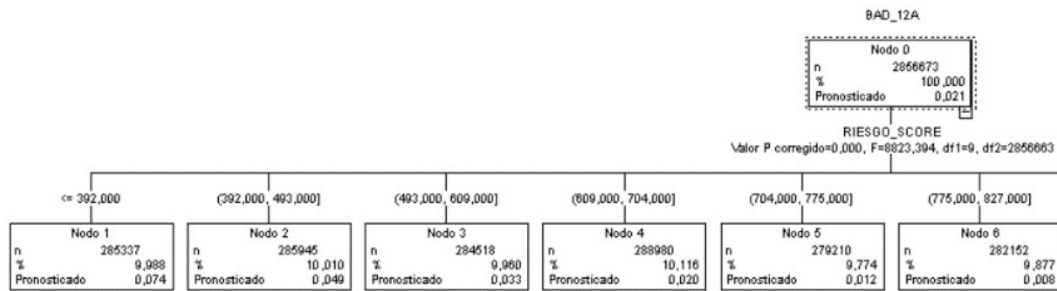
Luego de realizar la validación y selección de los modelos de puntuación para cada universo, se generan los grupos de riesgo. Estos son segmentaciones del modelo de puntuación, que agrupan conjuntos de operaciones con condiciones de comportamiento (tasa de malo) similar. Agrupar tramos de puntajes permite darle más robustez al rango elegido con respecto al comportamiento esperado.

Además de los beneficios estadísticos, la segmentación del modelo de puntuación tiene una justificación económica desde la perspectiva del negocio. Dado que es posible que la entidad no realice una acción diferencial para puntaje del modelo de puntuación, es probable que simplifique el problema en, por ejemplo, tres cursos de acción, con lo cual pierde sentido mantener ese nivel de granularidad. De todas formas, al utilizar técnicas estadísticas para generar la segmentación del modelo de puntuación, es posible representar un amplio espectro de comportamientos (tasa de malo) con un número reducido de grupos.

Para el *backtest* se realizaron segmentaciones de los modelos de puntuación mediante el uso de árboles de decisión (CHAID) (SAS, 2017). Un árbol de decisión es una técnica de minería de datos en la que un algoritmo prueba diferentes segmentaciones de una determinada variable, dada una variable objetivo, intentando maximizar el estadístico de chi-cuadrado para identificar las segmentaciones óptimas. El algoritmo analiza segmentaciones buscando lograr tasas de malos heterogéneas entre los grupos, y homogéneas dentro de cada grupo.

Este ejercicio de segmentación se realiza para cada universo y para cada modelo de puntuación. Según el cuadro resumen del punto 3.2.2, se realizaron **9 árboles de decisión**. En el siguiente esquema puede observarse la segmentación del modelo genérico de mercado para el universo de tarjetas de crédito “normal”:

Figura 12. Árbol de decisión modelo genérico de mercado para el universo de tarjetas de crédito “normal”

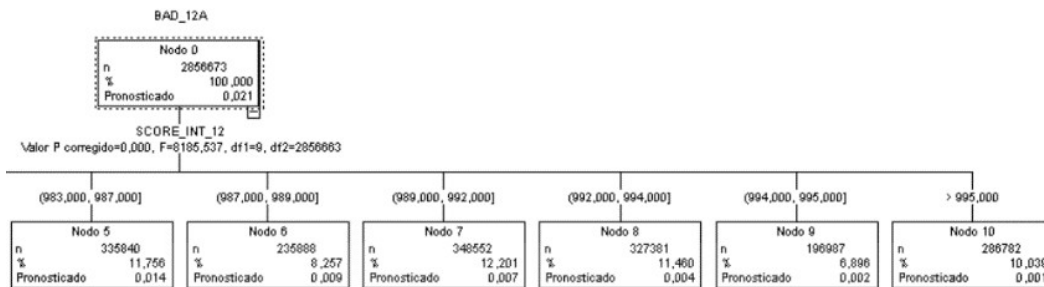
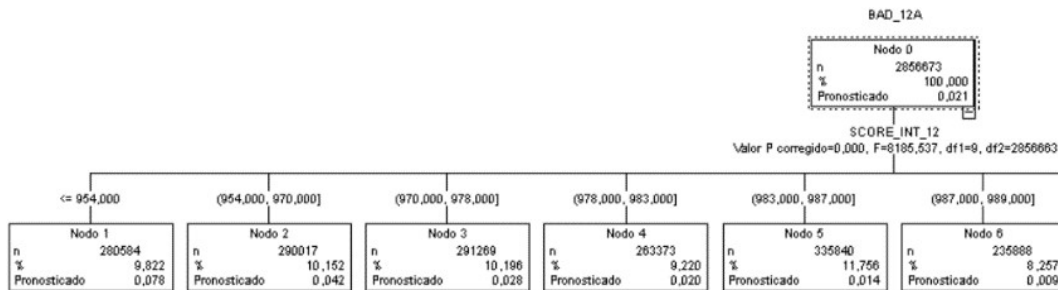


- RIESGO_SCORE <= 392 [Promedio: 0,074; Efecto: 0,054] ⇒ **0,074**
- RIESGO_SCORE > 392 and RIESGO_SCORE <= 493 [Promedio: 0,049; Efecto: 0,029] ⇒ **0,049**
- RIESGO_SCORE > 493 and RIESGO_SCORE <= 609 [Promedio: 0,033; Efecto: 0,013] ⇒ **0,033**
- RIESGO_SCORE > 609 and RIESGO_SCORE <= 704 [Promedio: 0,02; Efecto: -0,001] ⇒ **0,02**
- RIESGO_SCORE > 704 and RIESGO_SCORE <= 775 [Promedio: 0,012; Efecto: -0,009] ⇒ **0,012**
- RIESGO_SCORE > 775 and RIESGO_SCORE <= 827 [Promedio: 0,008; Efecto: -0,013] ⇒ **0,008**
- RIESGO_SCORE > 827 and RIESGO_SCORE <= 864 [Promedio: 0,004; Efecto: -0,016] ⇒ **0,004**
- RIESGO_SCORE > 864 and RIESGO_SCORE <= 895 [Promedio: 0,003; Efecto: -0,018] ⇒ **0,003**
- RIESGO_SCORE > 895 and RIESGO_SCORE <= 919 [Promedio: 0,002; Efecto: -0,019] ⇒ **0,002**
- RIESGO_SCORE > 919 [Promedio: 0,001; Efecto: -0,02] ⇒ **0,001**

Puede observarse que, a medida que aumenta el puntaje (RIESGO_SCORE) en cada grupo, disminuye la tasa de malo observada. El comportamiento total del universo es de 2,1 % de tasa de malo. Utilizando esta técnica de segmentación donde se generan 10 grupos de aproximadamente igual volumen, se logran encontrar agrupaciones extremas de 7,4 % y de 0,1 % de tasa de malo, es decir, del triple y de una vigésima parte del comportamiento medio, respectivamente.

Para este universo se decidió utilizar tanto el modelo de mercado como el interno para luego generar una matriz dual. Entonces, se realiza la misma segmentación, pero del modelo interno:

Figura 13. Árbol de decisión modelo interno para el universo de tarjetas de crédito “normal”



```

SCORE_INT_12 <= 954 [Promedio: 0,078; Efecto: 0,057] => 0,078
SCORE_INT_12 > 954 and SCORE_INT_12 <= 970 [Promedio: 0,042; Efecto: 0,021] => 0,042
SCORE_INT_12 > 970 and SCORE_INT_12 <= 978 [Promedio: 0,028; Efecto: 0,008] => 0,028
SCORE_INT_12 > 978 and SCORE_INT_12 <= 983 [Promedio: 0,02; Efecto: -0,001] => 0,02
SCORE_INT_12 > 983 and SCORE_INT_12 <= 987 [Promedio: 0,014; Efecto: -0,007] => 0,014
SCORE_INT_12 > 987 and SCORE_INT_12 <= 989 [Promedio: 0,009; Efecto: -0,011] => 0,009
SCORE_INT_12 > 989 and SCORE_INT_12 <= 992 [Promedio: 0,007; Efecto: -0,014] => 0,007
SCORE_INT_12 > 992 and SCORE_INT_12 <= 994 [Promedio: 0,004; Efecto: -0,017] => 0,004
SCORE_INT_12 > 994 and SCORE_INT_12 <= 995 [Promedio: 0,002; Efecto: -0,018] => 0,002
SCORE_INT_12 > 995 [Promedio: 0,001; Efecto: -0,019] => 0,001

```

En este caso, puede observarse que, a medida que aumenta el puntaje (SCORE_INT_12) en cada grupo, disminuye la tasa de malo observada. Al igual que con el modelo de mercado, se logran grupos extremos de la misma magnitud.

Como se ha mencionado, para este universo se decidió utilizar dos modelos de puntuación para segmentar. Así, con ambas segmentaciones es posible armar una matriz dual de puntuación.

Tabla 10. Segmentación modelo interno

Puntaje Interno	Puntaje Mínimo	Puntaje Maximo	Tasa de malo
Tarjeta de Crédito			
1	995	999	0,14%
2	994	995	0,22%
3	992	994	0,35%
4	989	992	0,67%
5	987	989	0,91%
6	983	987	1,38%
7	978	983	1,99%
8	970	978	2,85%
9	954	970	4,20%
10	-1	954	7,76%
Total			2,05%

Tabla 11. Segmentación modelo mercado

Puntaje Mercado	Puntaje Mínimo	Puntaje Maximo	Tasa de malo
Tarjeta de Crédito			
1	919	999	0,08%
2	895	919	0,16%
3	864	895	0,25%
4	827	864	0,44%
5	775	827	0,76%
6	704	775	1,20%
7	609	704	1,97%
8	493	609	3,34%
9	392	493	4,92%
10	-1	392	7,42%
Total			2,05%

En el siguiente cuadro puede observarse la matriz dual; con la segmentación del modelo interno en el margen izquierdo, y la segmentación del modelo de mercado en el margen superior:

Tabla 12. Matriz dual

Interno	Mercado										Total	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Tarjeta de Crédito												
1	0,08%	0,07%	0,09%	0,13%	0,27%	0,33%	0,39%	0,94%	1,15%	1,75%	0,14%	
2	0,06%	0,14%	0,13%	0,13%	0,22%	0,38%	0,51%	0,92%	1,71%	1,79%	0,22%	
3	0,09%	0,11%	0,17%	0,26%	0,30%	0,50%	0,80%	1,15%	1,45%	1,86%	0,35%	
4	0,07%	0,15%	0,22%	0,27%	0,40%	0,56%	1,11%	1,57%	2,42%	3,16%	0,67%	
5	0,08%	0,16%	0,21%	0,26%	0,47%	0,74%	1,17%	1,83%	2,79%	4,07%	0,91%	
6	0,10%	0,30%	0,33%	0,47%	0,75%	0,93%	1,31%	2,23%	3,07%	4,54%	1,38%	
7	0,04%	0,21%	0,43%	0,67%	0,93%	1,27%	1,81%	2,70%	3,44%	4,89%	1,99%	
8	0,00%	0,36%	0,61%	0,79%	1,27%	1,51%	2,12%	3,25%	4,38%	6,02%	2,85%	
9	0,23%	0,85%	0,77%	1,32%	1,57%	1,93%	2,74%	4,12%	5,50%	7,71%	4,20%	
10	0,95%	1,54%	1,56%	2,02%	2,66%	3,95%	4,77%	6,52%	8,17%	11,62%	7,76%	
Total	0,08%	0,16%	0,25%	0,44%	0,76%	1,20%	1,97%	3,34%	4,92%	7,42%	2,05%	

A medida que disminuye el puntaje (grupo más alto), empeora el comportamiento del grupo (1,1) al grupo (10,10). Sin embargo, puede observarse que, en los puntajes más bajos de un modelo (grupo 10), cuando el otro modelo tiene puntaje alto (grupo 1), el comportamiento está por debajo de la media del universo; es decir, existe una oportunidad de mejora con respecto a utilizar solo alguno de los dos modelos de puntuación por separado.

El problema que se plantea es que hay 100 cuadrantes de comportamiento y, como se mencionó previamente, se busca tener una cantidad reducida de grupos con un

comportamiento estadísticamente más robusto. Para solucionar esto, se utiliza un algoritmo de segmentación “K-medias” (*K-MEANS*). El algoritmo de K-medias es un método de agrupamiento que tiene como objetivo la partición de un conjunto de “n” observaciones en “k” grupos, en el que cada observación pertenece al grupo cuyo valor medio es más cercano a la variable objetivo (en este caso, la tasa de malo) (SAS, 2018).

Con este algoritmo, entonces, se logra agrupar los cuadrantes con comportamientos (tasa de malo) similares, lo cual genera una nueva segmentación a partir de las segmentaciones previas del modelo de puntuación. En el siguiente cuadro puede observarse el resultado de aplicación del algoritmo:

Tabla 13. Aplicación de K-medias en matriz dual

Interno	Mercado										Total	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
Tarjeta de Crédito												
1	0,08%	0,07%	0,09%	0,13%	0,27%	0,33%	0,39%	0,94%	1,15%	1,75%	0,14%	
2	0,06%	0,14%	0,13%	0,13%	0,22%	0,38%	0,51%	0,92%	1,71%	1,79%	0,22%	
3	0,09%	0,11%	0,17%	0,26%	0,30%	0,50%	0,80%	1,15%	1,45%	1,86%	0,35%	
4	0,07%	0,15%	0,22%	0,27%	0,40%	0,56%	1,11%	1,57%	2,42%	3,16%	0,67%	
5	0,08%	0,16%	0,21%	0,26%	0,47%	0,74%	1,17%	1,83%	2,79%	4,07%	0,91%	
6	0,10%	0,30%	0,33%	0,47%	0,75%	0,93%	1,31%	2,23%	3,07%	4,54%	1,38%	
7	0,04%	0,21%	0,43%	0,67%	0,93%	1,27%	1,81%	2,70%	3,44%	4,89%	1,99%	
8	0,00%	0,36%	0,61%	0,79%	1,27%	1,51%	2,12%	3,25%	4,38%	6,02%	2,85%	
9	0,23%	0,85%	0,77%	1,32%	1,57%	1,93%	2,74%	4,12%	5,50%	7,71%	4,20%	
10	0,95%	1,54%	1,56%	2,02%	2,66%	3,95%	4,77%	6,52%	8,17%	11,62%	7,76%	
Total	0,08%	0,16%	0,25%	0,44%	0,76%	1,20%	1,97%	3,34%	4,92%	7,42%	2,05%	

San Andrés

Grupo
1
2
3
4
5
6

Finalmente, se obtienen los siguientes grupos de puntuación, con su tasa de malo asociada, que es la que se termina utilizando como probabilidad de *default* a 12 meses.

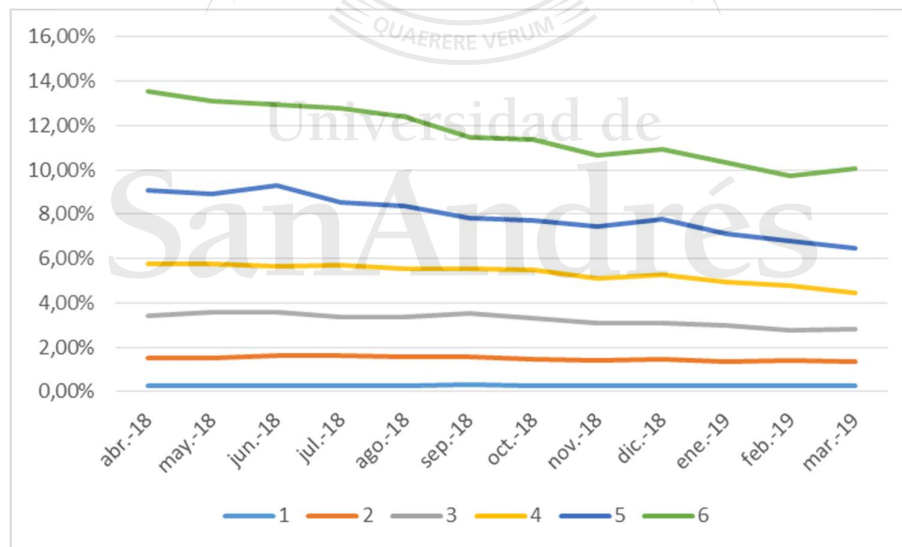
Tabla 14. Tasa de malo por segmentación de puntuación

Tarjeta de crédito	
Modelo dual	Tasa de malo
1	0,3%
2	1,5%
3	3,2%
4	5,3%
5	8,0%
6	11,6%
Total	2,05%

Como última verificación a esta segmentación propuesta, se analiza por grupo de puntuación la estabilidad de la tasa de malo, de la participación relativa y de la participación absoluta.

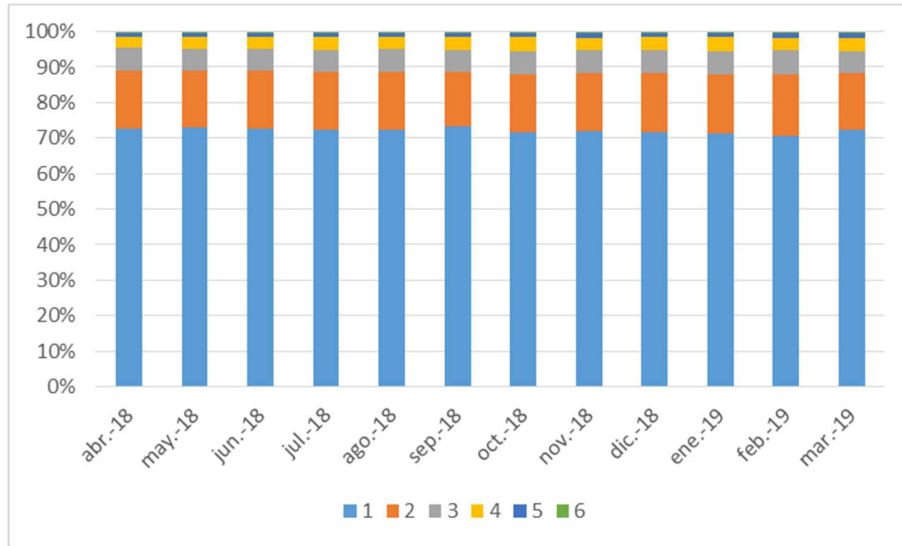
- **Estabilidad de la tasa de malo por grupo.** Puede observarse que no hay inversiones entre los grupos a lo largo del tiempo.

Figura 14. Estabilidad de la tasa de malo por grupo



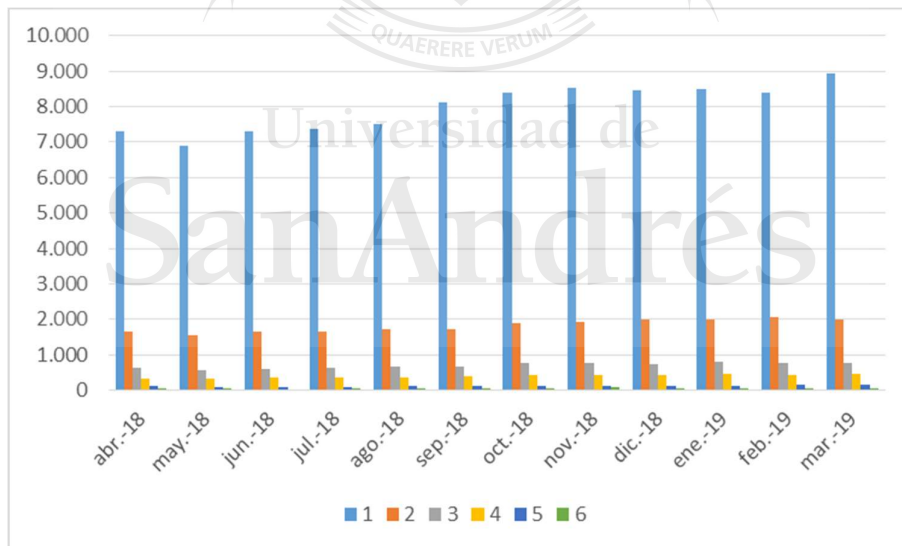
- **Participación relativa de cada grupo.** Los grupos son estables en su participación relativa.

Figura 15. Estabilidad de la participación relativa de cada grupo



• **Participación absoluta de cada grupo.** Los grupos son estables en su participación absoluta.

Figura 16. Estabilidad de la participación absoluta de cada grupo



Este mismo procedimiento fue realizado para cada universo, según las validaciones y selección de modelos realizadas en el punto previo, aplicando **matrices duales en 3 universos** para el modelo “normal”.

3.2.4. Particularidades normativas NIIF 9

Para el desarrollo de modelo bajo los supuestos de NIIF 9, deben tenerse en cuenta las siguientes particularidades:

3.2.4.1. Umbral de materialidad

Se estableció un umbral de materialidad para el saldo en *default* de las operaciones, con la finalidad de evitar el denominado “*default* técnico”. Este refiere a un importe mínimo a partir del cual una operación o un cliente pueden considerarse en situación de *default*.

Para los productos “tarjetas de crédito” se determinó un valor de umbral dinámico para cada período: como referencia se tomó el percentil 10 de la distribución de la variable “saldo en *default*”. Para considerar válida la distribución de la variable “saldo en *default*”, se ha determinado que es necesaria la existencia de al menos 100 operaciones en *default* para el período.

3.2.4.2. Proporcionalidad de los buenos

Para la estimación de la tasa de malo, se construye una serie mensual de frecuencias de *default* observadas. Se evalúa si la operación ha entrado en situación de *default* en los 12 meses posteriores. Se calcula para cada mes una frecuencia de *default* observada de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$FDO_t = \frac{\text{Operaciones Default}_t}{\text{Operaciones Default}_t + \text{Operaciones Buenas Ponderadas}_t}$$

Donde:

FDO_t : frecuencia de *default* observada para el período t .

t : período de análisis. Contempla cada uno de los períodos de la ventana temporal que cuentan con 12 meses de comportamiento futuros.

$\text{Operaciones Default}_t$: cantidad de operaciones que, sin encontrarse en *default* en el período en cuestión, alcanzaron el *default* dentro de los 12 meses siguientes.

Operaciones Buenas Ponderadas_t: son aquellas operaciones buenas (es decir, que no se encontraban en *default* en el período *t* ni alcanzaron el *default* dentro de los 12 meses siguientes), ponderadas por el número de meses que han estado “vivas”.

$$\text{Operaciones Buenas Ponderadas}_t = \sum_{n=0}^N \frac{m(n; t)}{12}$$

Donde:

$m(n; t)$: cantidad de meses de “vida” de cada operación n , a partir del momento t .

N : cantidad total de operaciones buenas en el momento t .

La justificación teórica de la fórmula aplicada se sustenta en una aproximación frecuentista de la probabilidad de *default*.

3.2.4.3. Segmentación de PD por plazo remanente

La metodología bajo norma NIIF 9 exige, para las operaciones con una estructura de vencimientos fijos (producto no transaccional), la aplicación de un flujo de fondos para valorar el riesgo de la operación, teniendo en cuenta la cantidad de vencimientos remanentes al momento de la aplicación, la tasa de la operación y la probabilidad de *default* para cada vencimiento.

Particularmente para préstamos personales, se analizó la variabilidad de la tasa de malo dependiendo del plazo original de la operación y del plazo remanente. Del análisis se determinó segmentar las tasas de malo según las siguientes condiciones:

- plazo remanente inferior a 12 meses;
- plazo remanente inferior al 50 % del plazo original y mayor a 12 meses;
- plazo remanente superior al 50 % del plazo original.

En el siguiente cuadro pueden observarse las tasas de malo por plazo original (negrita 12; 36; 60) y plazo remanente (6-60 según corresponda):

Tabla 15. Tasa de malo por plazo original y plazo remanente

	201810	201811	201812	201901	201902	201903
Prestamos personales	3,2%	3,1%	3,2%	3,1%	2,9%	2,8%
12	2,2%	2,2%	2,4%	2,2%	2,0%	2,1%
6	2,0%	2,0%	2,5%	2,7%	2,1%	2,1%
12	2,3%	2,3%	2,3%	2,1%	2,0%	2,1%
36	2,8%	2,8%	2,9%	2,8%	2,6%	2,6%
6	4,5%	4,6%	4,6%	3,7%	2,7%	2,7%
12	2,8%	2,7%	2,8%	2,5%	2,0%	2,2%
18	2,2%	2,0%	2,6%	2,1%	2,1%	1,9%
24	2,2%	2,1%	2,0%	2,1%	2,1%	2,1%
30	2,7%	2,8%	3,0%	3,3%	3,2%	3,1%
36	3,7%	3,7%	3,8%	3,7%	3,1%	3,1%
60	3,7%	3,6%	3,7%	3,5%	3,4%	3,2%
6	3,9%	2,0%	4,1%	2,5%	1,5%	2,0%
12	1,8%	1,7%	1,9%	1,9%	1,9%	2,0%
18	1,8%	2,0%	2,1%	2,6%	2,5%	2,4%
24	2,4%	2,5%	2,9%	2,5%	2,5%	2,2%
30	2,9%	3,0%	2,8%	2,8%	2,5%	2,5%
36	3,5%	3,2%	3,4%	2,9%	3,2%	2,5%
42	3,9%	3,4%	3,3%	3,3%	3,2%	3,1%
48	3,6%	3,8%	3,9%	4,0%	3,5%	3,5%
54	4,9%	4,5%	4,8%	4,8%	4,9%	4,8%
60	6,1%	6,1%	6,1%	6,0%	5,6%	5,3%

Se observan en amarillo los plazos remanentes de hasta 12 meses; en naranja los plazos remanentes inferiores al 50 % de la operación original y, por último, plazos remanentes superiores al 50 % de la operación original.

Para los plazos remanentes de hasta 12 meses, se observan tasas de malo relativamente “altas”; esto ocurre por la proporcionalización de los buenos (ver punto previo). Para los plazos remanentes inferiores al 50 % de la operación original, la tasa de malo es relativamente más baja que para los plazos remanentes superiores al 50 % de la operación original. Esto es lógico, dado que la mayor tasa de malo se observa en los primeros meses del alta de la operación. Por estas diferencias, se decidió segmentar la PD para los préstamos personales.

3.2.5. PDs definitivas

Finalmente, teniendo en cuenta el tratamiento descrito en los puntos previos, se tienen los siguientes **seis modelos de PDs anuales**:

3.2.5.1. PDs a nivel cliente (modelo Basilea)

Segmentando por modelo de puntuación de la cartera:

Tabla 16. PDs por modelo de puntuación a nivel cliente

Modelo	Tasa de malo
Mora	
S1	13,7%
S2	25,7%
S3	34,0%
S4	43,8%
S5	48,1%
S6	63,6%
Normal	
D1	0,2%
D2	0,7%
D3	1,7%
D4	4,0%
D5	7,2%
D6	12,6%

3.2.5.2. PDs a nivel producto (modelo NIIF 9)

Tabla 17. PDs por modelo de puntuación a nivel producto tarjeta de crédito

Modelo	Tasa de malo
Tarjeta de crédito	
Mora	
1	13,5%
2	22,5%
3	29,8%
4	38,0%
5	60,3%
Normal	
1	0,0%
2	1,2%
3	3,5%
4	4,7%
5	8,1%
6	11,4%

Tabla 18. PDs por modelo de puntuación a nivel producto préstamos personales

Modelo	Tasa de malo		
	<12m	<50%	>50%
Préstamos Personales			
Mora			
1	15,6%	11,4%	14,5%
2	24,4%	16,6%	20,6%
3	42,5%	28,0%	29,8%
4	55,4%	36,4%	43,9%
Normal			
1	1,2%	0,0%	1,2%
2	2,4%	2,4%	3,5%
3	4,7%	3,5%	4,7%
4	7,0%	5,8%	7,0%
5	10,3%	8,1%	9,2%
6	14,5%	11,4%	14,5%

3.3. Estimación de la EAD

Como se señaló previamente, la EAD es el monto que se prevé que estará expuesto a riesgo en el momento del *default* (ver punto 1.2).

3.3.1. Estimación del CCF para tarjetas de crédito

De esta forma, la EAD de una operación con límite comprometido se calcula según la siguiente fórmula:

$$EAD = \text{Dispuesto} + CCF_i * (\text{Disponibile})$$

Esta propuesta se basa en la hipótesis de que el saldo dispuesto de una línea de crédito o de una tarjeta siempre aumenta en caso de dificultades del cliente, lo que lo conduce al *default*.

Esta estimación de CCF radica en el comportamiento de operaciones que han entrado en *default* con respecto al incremento del uso del límite de crédito observado entre un momento en que la operación está en una situación normal definida y la fecha de *default*.

Se puede reescribir la ecuación reemplazando EAD por el saldo al momento de *default*, el dispuesto por el saldo en un momento “normal” y, finalmente, el disponible como la diferencia entre el límite y el saldo en el momento normal:

$$\text{Saldo}_{D,i} = \text{Saldo}_{N,i} + \text{CCF}_i * (\text{Límite}_{N,i} - \text{Saldo}_{N,i})$$

Donde el subíndice “D” hace referencia al momento del *default* y “N” a la situación normal de la operación “i”.

Despejando para CCF, se establece:

$$\text{CCF}_i = \frac{\text{Saldo}_{D,i} - \text{Saldo}_{N,i}}{\text{Límite}_{N,i} - \text{Saldo}_{N,i}}$$

Debe tenerse en cuenta lo siguiente:

- se genera una indeterminación cuando se utiliza la totalidad de la línea en situación “normal”, es decir, cuando el límite y el saldo son iguales;
- adicionalmente, si esos valores fuesen muy próximos, el CCF puede tender a infinito.

Como consecuencia de esto, se desarrolla un estimador alternativo para porcentajes de utilización elevados. Este surge de considerar al saldo al *default* como el saldo en situación normal incrementado por un factor:

$$\text{Porcentaje de uso} = \frac{\text{Saldo}_{N,i}}{\text{Límite}_{N,i}}$$

$$\text{Saldo}_{D,i} = K_1 * \text{Saldo}_{N,i}$$

Reagrupando:

$$K_1 = \frac{\text{Saldo}_{D,i}}{\text{Saldo}_{N,i}}$$

Dicho factor debe pertenecer al intervalo $[1; \infty)$, por lo cual se establece el extremo inferior como valor mínimo. En esta línea, a partir del análisis de la distribución de dicho factor, se decidió establecer como valor máximo el percentil 95 de la distribución.

Una vez definida la metodología de cálculo de los parámetros, se analizó cuáles variables debían considerarse para segmentar los factores. Se optó por:

- dividir en quintiles la distribución del límite, obteniéndose cinco rangos;
- dividir en cuartiles del porcentaje de uso del producto.

3.3.2. Factores de CCF finales

Tabla 19. Factores de CCF

		Porcentaje de uso			
		[0% ; 30%]	(30% ; 60%]	(60% ; 90%]	(90% ; ∞)
Distribución del límite	P0 - P20	0,601	0,622	0,666	1,343
	P20 - P40	0,547	0,588	0,636	1,284
	P40 - P60	0,493	0,563	0,616	1,268
	P60 - P80	0,421	0,516	0,637	1,256
	P80 - P100	0,339	0,498	0,643	1,256

Cuando al cliente deba aplicársele el estimador K_2 (rango de uso inferior al 90 %), la EAD se obtendrá a partir de la siguiente fórmula:

$$EAD = Saldo Dispuesto + Saldo Disponible * CCF$$

En cambio, cuando al cliente deba aplicársele el estimador K_1 (rango de uso superior al 90 %), la EAD será igual a:

$$EAD = Saldo Dispuesto * CCF$$

3.3.3. Cálculo de EAD para productos no transaccionales (cuotas)

En el modelo de pérdida esperada según la metodología NIIF 9 para productos no transaccionales o con certeza de exposición, se calculan las pérdidas esperadas a través de la metodología aplicada operación a operación, considerando los propios flujos proyectados de cada préstamo, pero limitando la estimación a la pérdida esperada en los próximos 12 meses. En este sentido, se aplicarán las probabilidades de *default* correspondientes sobre cada flujo proyectado en el tiempo y condicionado a la supervivencia hasta ese momento. A continuación, se detalla la fórmula de cálculo para estos productos:

$$Pérdida Esperada_j = \sum_{t=1}^{\min(12,N)} EAD_{t;j} * (1 - PD_{Mensual;(0,t-1)}) * (PD_{Mensual;(t-1,t)})$$

Donde:

$Pérdida Esperada_j$: pérdidas esperadas para la operación o cliente “j” que corresponde a un producto no transaccional.

$1 - PD_{Mensual;(0,t-1)}$: representa la probabilidad de supervivencia de la operación o cliente “j” en el plazo que va desde el período actual hasta el momento “t-1”.

$PD_{Mensual(t-1,t)}$: probabilidad de *default* marginal de la operación o cliente “j” en el plazo que va desde el momento “t-1” hasta el período siguiente “t”.

$EAD_{t;j}$: exposición (saldo no amortizado) de la operación o cliente “j” en el momento “t”.

N : representa el plazo de duración, medido en meses, de la operación “j”.

Para obtener la PD Mensual, a partir de la PD a 12 meses, se aplicó la siguiente fórmula:

$$PD\ Mensual = 1 - (1 - PD)^{1/PR}$$

Donde:

$PD\ Mensual$: probabilidad de *default* mensual.

PD : probabilidad de *default* a 12 meses.

PR : vida remanente de la probabilidad de *default*, siendo igual a 12 meses por el horizonte temporal considerado.

En el modelo de pérdida esperada según la metodología Basilea, se utiliza el saldo de deuda como EAD en los productos no transaccionales.

3.4. Porcentaje de provisionamiento según BCRA

Como ya se ha mencionado, en el modelo de pérdida esperada según la metodología de BCRA, se aplica un porcentaje de previsión sobre el saldo de deuda de la operación según determinadas condiciones. Particularmente para el universo utilizado

en el *backtest*, se trabaja con clientes no *default* con hasta 90 días de mora. Los clientes corresponden a cartera consumo, sin garantías por sus productos. En definitiva, se utilizan, en términos de aplicación, los siguientes porcentajes:

- **1 %** en clientes hasta 30 días de mora.
- **5 %** en clientes hasta 89 días de mora.

Valores que corresponden a lo descrito en el punto 2.2.



Universidad de
San Andrés

Capítulo 4

RESULTADOS GLOBALES DEL *BACKTEST*

Se ha dicho previamente que para cada período se considera el total de cartera no *default*. Se calcula para esta la estimación de PD*EAD para cada modelo, y luego se mide durante los 12 meses posteriores el saldo de las operaciones en *default*. Esto puede observarse en la siguiente tabla.

Tabla 20. Resultados globales

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default
			Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA	
oct-18	430.278	16.682	671	700	389	931	729
nov-18	431.432	16.697	728	700	389	1.014	728
dic-18	429.478	16.708	672	704	391	935	717
ene-19	430.339	16.891	652	705	392	905	699
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692
mar-19	429.015	16.859	698	715	397	976	677

Se considera la ventana temporal de octubre 2018 a marzo 2019 (6 meses), dado que a partir de abril 2020 las entidades bancarias comenzaron reprogramaciones de mora en forma compulsiva por efecto de la pandemia. Entonces los períodos posteriores a marzo 2019, que utilizan esos lapsos para medir la tasa de malo, tienen distorsiones en la medición del comportamiento; por tanto, se descartaron del análisis.

En el siguiente cuadro se incorporan las diferencias absolutas de cada modelo con respecto al saldo en *default*:

Tabla 21. Resultados globales; diferencias absolutas

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default	Diferencia			
			Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA		Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA
oct-18	430.278	16.682	671	700	389	931	729	-52	-29	-340	202
nov-18	431.432	16.697	728	700	389	1.014	728	8	-29	-340	285
dic-18	429.478	16.708	672	704	391	935	717	-37	-13	-326	218
ene-19	430.339	16.891	652	705	392	905	699	-40	6	-308	205
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692	11	7	-304	275
mar-19	429.015	16.859	698	715	397	976	677	28	38	-280	299

Puede observarse que el modelo bajo norma NIIF 9 es el que tiene menor diferencia con respecto al *default* producto para la ventana temporal. El modelo BCRA con LGD de 25 % también tiene baja diferencia. Tanto el modelo de Basilea como el de BCRA con LGD de 45 % generan diferencias significativas con respecto al saldo en *default*: el primero sobreestima y el segundo subestima, respectivamente.

En adelante, se analizan diferentes dimensiones para evaluar la estimación de los modelos, considerando el período de febrero 2019 como referencia:

Tabla 22. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default	Diferencia			
			Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA		Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA
oct-18	430.278	16.682	671	700	389	931	729	-52	-29	-340	202
nov-18	431.432	16.697	728	700	389	1.014	728	8	-29	-340	285
dic-18	429.478	16.708	672	704	391	935	717	-37	-13	-326	218
ene-19	430.339	16.891	652	705	392	905	699	-40	6	-308	205
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692	11	7	-304	275
mar-19	429.015	16.859	698	715	397	976	677	28	38	-280	299

Apertura por producto:

Tabla 23. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default	Diferencia			
			Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA		Modelo NIIF	Modelo BCRA(LGD 25)	Modelo BCRA(LGD 45)	Modelo BASILEA
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692	11	7	-304	275
Tarjetas de crédito	266.140	6.182	284	256	142	376	244	39	12	-102	132
Préstamos personales	163.949	10.598	412	443	246	591	448	-28	-5	-202	142

En el modelo de NIIF para tarjetas de crédito, se observa sobreestimación. En cambio, para préstamos, hay subestimación. El modelo de BCRA, con LGD del 25 %, tiene el mismo efecto, pero en menor magnitud.

Apertura por segmentación de modelo de puntuación y producto:

Tabla 24. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos y modelos de puntuación

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default	Diferencia			
			Modelo	Modelo	Modelo	Modelo		Modelo	Modelo	Modelo	Modelo
			Modelo NIIF	BCRA(LGD 25)	BCRA(LGD 45)	BASILEA		Modelo NIIF	BCRA(LGD 25)	BCRA(LGD 45)	BASILEA
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692	11	7	-304	275
Mora	22.050	1.041	221	70	39	315	220	9	-150	-181	96
Tarjetas de crédito	11.441	330	92	22	12	124	74	18	-52	-62	50
Préstamos personales	10.609	711	129	47	26	191	145	-9	-98	-119	46
Normal	408.039	15.740	475	630	350	652	473	2	157	-123	179
Tarjetas de crédito	254.699	5.853	192	234	130	252	170	22	64	-40	83
Préstamos personales	153.340	9.887	283	395	220	400	303	-20	93	-83	97

El modelo de NIIF mantiene las características observadas en el punto previo a nivel producto. En cambio, el modelo de BCRA con LGD del 25 % genera una sobreestimación para los clientes del modelo “normal” (<5 días de mora) y una subestimación para los clientes del modelo “mora” (5< días de mora <90).

Se destaca esta apertura, porque podía presuponerse que el modelo BCRA era el más adecuado, pero puede observarse una significativa compensación de efectos.

Apertura por producto y nivel de utilización de la tarjeta de crédito:

Tabla 25. Resultados globales; diferencias absolutas; período 201902; productos y nivel de utilización de la tarjeta de crédito

Periodo	Cantidad de Operaciones	Saldo de Deuda	Estimación de saldo en default= PD * EAD				Saldo en Default	Diferencia			
			Modelo	Modelo	Modelo	Modelo		Modelo	Modelo	Modelo	Modelo
			Modelo NIIF	BCRA(LGD 25)	BCRA(LGD 45)	BASILEA		Modelo NIIF	BCRA(LGD 25)	BCRA(LGD 45)	BASILEA
feb-19	430.089	16.781	696	699	388	967	692	11	7	-304	275
Tarjetas de crédito	266.140	6.182	284	256	142	376	244	39	12	-102	132
[0% ; 30%]	132.414	1.370	51	55	31	74	21	30	34	10	53
(30% ; 60%]	52.083	1.654	44	67	37	61	32	12	35	5	29
(60% ; 90%]	34.769	1.370	45	56	31	61	43	3	13	-12	18
(90% ; ∞)	46.874	1.789	144	78	44	181	149	-5	-71	-105	32
Préstamos personales	163.949	10.598	412	443	246	591	448	-28	-5	-202	142

El modelo NIIF a nivel producto sobreestima la pérdida esperada en los primeros rangos de uso de la tarjeta de crédito. En el modelo de Basilea se observa el mismo efecto, pero con sobreestimación en general para todo el producto.

En préstamos, a diferencia del modelo de NIIF, que utiliza un modelo de supervivencia con un sesgo relativamente bajo, el modelo de Basilea utiliza el saldo de deuda como EAD y sobreestima significativamente el saldo en *default*.

Capítulo 5

CONCLUSIONES

La expectativa del impacto en las cuentas de provisiones ante el cambio normativo metodológico de aplicación de las normas NIIF 9 era grande, y este fue el principal motivador para analizar la nueva metodología.

Una premisa fundamental del análisis fue intentar tener herramientas de decisiones objetivas a la hora de evaluar los modelos. Para cumplir este propósito, se decidió realizar una comparación parcial de la pérdida esperada, estimando solo el **saldo en *default* a 12 meses**, para que, de esta manera, por la disponibilidad de la información, se pudiera cotejar la estimación de los modelos estadísticos con la realidad observada a través de datos históricamente.

La conclusión principal es que el modelo de provisiones bajo norma NIIF 9 es el que menor sesgo de estimación comete para esta cartera. Genera una reducción en la estimación del saldo en *default* con respecto al resto de los modelos.

Además, existe una reducción en los productos no transaccionales en el tratamiento de la EAD, al utilizar modelos de supervivencia actuariales con probabilidades de *default* condicionadas en vez de utilizar el saldo en *default*.

Por último, cabe mencionar que los modelos de provisionamiento para la norma BCRA, si bien con el supuesto de la LGD al 25 % a nivel general estiman adecuadamente al saldo en *default*, cuando se analizan por días de mora es posible verificar desvíos significativos en la estimación.

Si bien la reducción de saldo en *default* del modelo NIIF podría significar un ahorro de previsión final, para verificarlo efectivamente debe completarse el resto de los parámetros de la pérdida esperada para cada modelo. Por ejemplo, para NIIF 9 debe incorporarse la valuación del “etapa 2”, con la visión para toda la vida de los contratos, las LGDs, los factores macroeconómicos, la definición de etapas que además de considerar las presunción refutable de 30 días de mora considera el incremento significativo de riesgo por variación de PDs remanentes para toda la vida del contrato,

la actualización de los flujos a la fecha de valuación. Y, finalmente, debe incorporarse la cartera en *default* que fue excluida del análisis.



Universidad de
SanAndrés

BIBLIOGRAFÍA

Libros

- Anderson, R. (2007). *The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation*. Oxford University Press.
- Gujarati, D. (2003). *Basic Econometrics*. 4ª ed. Nueva York. Mc Graw Hill.
- SAS (2017). *Applied Analytics Using SAS Enterprise Miner*. Course notes.
- SAS (2018). *Applied Clustering Techniques*. Course notes.

Publicaciones

- Banco Central de la República Argentina (2018). Lineamientos para la gestión de riesgos en las entidades financieras. Última comunicación incorporada: “A” 6612. <http://www.bcra.gov.ar/pdfs/texord/texord_viejos/v-lingeef_19_01_22.pdf>.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2015). Orientaciones sobre riesgo de crédito y contabilidad de pérdidas crediticias esperadas. BPI. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d350_es.pdf>.
- Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (2017). Resumen de las reformas de Basilea III. BPI. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424_hlsummary_es.pdf>.
- Gerencia de Investigación y Planificación Normativa (GIPN) y Gerencia de Régimen Informativo (GRI) BCRA (octubre 2006). Sistemas de Información para la Administración del Riesgo de Crédito. Estudio de los sistemas de información requeridos para la medición y administración del riesgo crediticio. <<http://www.bcra.gov.ar/Pdfs/Publicaciones/RC-Etapa1.pdf>>.
- Global Public Policy Committee (junio 2016). The implementation of IFRS 9 impairment requirements by banks. <<http://www.iasplus.com/en/publications/global/other/ifrs-9-impairment-banks>>.
- Liebig, T.; Baritsch, V. *et al.* (2005). Studies on the Validation of Internal Rating Systems. Working Paper No. 14. Comité de Supervisión Bancaria de Basilea.
- Precedo, D. (2013). Score de Individuos versión 3. NOSIS, Laboratorio de Investigación y Desarrollo S. A.

Publicaciones Normativas

Banco Central de la República Argentina (2020). Previsiones mínimas por riesgo de incobrabilidad. Última comunicación incorporada: “A” 7024. <<https://www.bcra.gob.ar/Pdfs/Textord/t-prevmi.pdf>>.

Banco Central de la República Argentina (2021a). Capitales mínimos de las entidades financieras. Última comunicación incorporada: “A” 7311. <<https://www.bcra.gob.ar/Pdfs/Textord/t-capmin.pdf>>.

Banco Central de la República Argentina (2021b). Clasificación de deudores. Última comunicación incorporada: “A” 7285. <<https://www.bcra.gob.ar/Pdfs/Textord/t-cladeu.pdf>>.

Gutiérrez Girault, M. y A. Besio (2013). “Comunicación A 5398”. BCRA.

Norma Internacional de Información Financiera 9. Instrumentos Financieros.

