



“CONSTRUCCIÓN DE UN MODELO RATING DE ADMISIÓN PARA LA  
CLASIFICACIÓN DE RIESGO CRÉDITO”

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGISTER EN FINANZAS

NICOLÁS LEONARDO ADRIAZOLA ROMÁN

PROFESOR GUIA:

JOSÉ MIGUEL CRUZ GONZÁLEZ

SANTIAGO DE CHILE

DICIEMBRE 2015

## RESUMEN EJECUTIVO

El presente documento busca construir un modelo de *rating* de admisión para créditos de empresas, que adicionalmente sirva como herramienta de apoyo a la clasificación de riesgo de una institución financiera. Homologa el resultado del modelo con las clasificaciones exigidas por la SBIF, para la cartera de evaluación individual.

El *rating* al igual que el *scoring*, busca otorgar un puntaje a los clientes que ingresan o están dentro de una institución financiera, con el fin de identificar el nivel de riesgo que tiene tanto una empresa como persona. Este tipo de modelos busca estimar una probabilidad de incumplimiento que logre discriminar entre clientes que cumplen versus los que incumplen en sus pagos.

El cálculo de este modelo utiliza una base de una institución financiera, donde la cartera estudiada corresponde a los créditos comerciales de los mayores deudores, cuyos clientes principales son pequeñas y medianas empresas. La creación de este modelo permite tener un parámetro objetivo y cuantitativo de cada cliente, ayudando a la clasificación de riesgo basada en la opinión de expertos del banco.

Los resultados obtenidos muestran que el modelo puede discriminar entre clientes que cumplen versus los que incumplen sus obligaciones de crédito, dando un ordenamiento según su nivel de riesgo. La creación de perfiles a través de *bad rates* fue la solución más adecuada para homologar a las clasificaciones de riesgo, exigidas por el ente supervisor (SBIF).

Lo conseguido en esta tesis fue desarrollar una metodología cuantitativa que complementa la labor de la evaluación individual. Dado el desarrollo de esta herramienta, es posible realizar un análisis cuantitativo como cualitativo, con el fin de tener una mejor gestión de riesgo y mejorar la calidad crediticia de la cartera, como así también aportar en el cálculo de provisiones por riesgo de crédito.

*A mi familia, por el apoyo y estar siempre cuando se necesitan*

*A Valeria, por estar incondicionalmente en los buenos y malos momentos*

*A Jorge y Mauricio, por la excelente disposición y apoyo brindado en este trabajo*

*A mis colegas y amigos, Marcial, Ignacio, Pablo y Álvaro. Por sus consejos y buena onda*

*A mi profesor guía, por la paciencia y buena disposición*

## ÍNDICE GENERAL

<b>RESUMEN EJECUTIVO</b> .....	i
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	ii
<b>INDICE DE FIGURAS</b> .....	v
<b>INDICE DE TABLAS</b> .....	v
<b>INDICE DE GRAFICOS</b> .....	v
<b>INDICE DE ANEXOS</b> .....	vi
<b>CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN</b> .....	1
1.1 OBJETIVOS.....	3
1.1.1 OBJETIVO GENERAL.....	3
1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	3
1.2 DELIMITACIONES Y ALCANCES .....	3
<b>CAPITULO 2: MARCO CONCEPTUAL</b> .....	5
2.1 PROCESO KDD.....	5
2.2 CREDIT SCORING.....	7
2.2.1.1 MODELO DE RATING .....	9
2.3 REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	11
2.4.1 TEST KOLMOGOROV – SMIRNOV .....	13
2.4.2 CURVA ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC) .....	14
<b>CAPITULO 3: DISEÑO DEL MODELO DE RATING</b> .....	16
3.1 PROBLEMÁTICA.....	16
3.2 ESTIMACIÓN PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO .....	17
3.3 PERIODO DE OBSERVACIÓN.....	18
3.4 DESEMPEÑO OBSERVADO .....	18
3.5 CONSTRUCCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE.....	18
3.6 INFORMACIÓN UTILIZADA .....	19
3.6.1 TRATAMIENTO DE DATOS.....	21
3.7 ANÁLISIS UNIVARIADO .....	22
3.7.1 ANALISIS DE CORRELACIONES .....	23
3.8 ANÁLISIS MULTIVARIADO .....	25
<b>CAPITULO 4: ESCALAMIENTO A SCORE</b> .....	27

4.1 CREACIÓN DE PERFILES .....	29
4.2 DEFINICIÓN DE PERFILES .....	32
<b>CAPITULO 4: ANÁLISIS DE RESULTADOS</b> .....	<b>35</b>
4.1 BACKTESTING DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO .....	35
4.2 BACKTESTING DE PERFILES .....	36
4.3 PODER PREDICTIVO DEL MODELO .....	37
4.3.1 TEST KOLMOGOROV – SMIRNOV (KS) .....	37
4.3.2 CURVA ROC .....	39
<b>CONCLUSIONES</b> .....	<b>40</b>
<b>RECOMENDACIONES</b> .....	<b>41</b>
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS</b> .....	<b>42</b>
<b>ANEXOS</b> .....	<b>43</b>

## INDICE DE FIGURAS

Figura 1: Proceso KDD.....	5
Figura 2: Definición de scoring y rating.....	9
Figura 3: Ilustración construcción de la curva ROC.....	15
Figura 4: Ventana de desempeño para variable dependiente .....	18
Figura 5: Árbol de decisión para creación de perfiles. ....	30

## INDICE DE TABLAS

Tabla 1: Matriz de Confusión para errores en la clasificación de comportamiento. ....	14
Tabla 2: Distribución número de operaciones buenos y malos pagadores. ....	19
Tabla 3: Variables seleccionadas análisis de correlaciones .....	24
Tabla 4: Correlaciones variables seleccionadas .....	24
Tabla 5: Salida regresión IBM SPSS Statistics V.22. ....	26
Tabla 6: Betas y Escalamiento a Score. ....	29
Tabla 7: Creación de perfiles según bad rate base construcción.....	30
Tabla 8: Creación de perfiles según bad rate base validación. ....	31
Tabla 9: Probabilidad de incumplimiento SBIF. Compendio de normas contables.....	31
Tabla 10: Perfiles según tramo de score.....	34

## INDICE DE GRAFICOS

Gráfico 1: Función Logit. ....	11
Gráfico 2: Frecuencia de buenos y malos pagadores. ....	19
Gráfico 3: Distribución de variables base de datos Banco. ....	20
Gráfico 4: Comparación de Bad Rates de muestras de construcción, validación y SBIF. ....	32
Gráfico 5: Backtesting de Probabilidad de Incumplimiento. ....	36
Gráfico 6: Backtesting Bad Rates perfiles. ....	37
Gráfico 7: Test KS para base de construcción. ....	38
Gráfico 8: Test KS para base de validación.....	38
Gráfico 9: Curva ROC.....	39

## INDICE DE ANEXOS

Anexo 1: Descriptivo de default por mes .....	43
Anexo 2: Grafico PD Empírica.....	44
Anexo 3: Tipo de variables usadas en el estudio .....	45
Anexo 4: Ranking de variables Chi-cuadrado método CHAID.....	46
Anexo 5: Ranking Chi- Cuadrado seleccionadas con primer filtro. ....	49
Anexo 6: Discretización de variables. WOE e IV. ....	50
Anexo 7: Análisis de correlaciones variables WOE. ....	73
Anexo 8: Score por variables (modelo).....	74

## CAPITULO 1

### INTRODUCCIÓN

El presente informe busca medir y discriminar entre los clientes que presentan y no presentan rezagos en sus operaciones de crédito comerciales, con el fin de poder identificar a los *defaulters*<sup>1</sup>, de manera tal de mejorar la calidad de la cartera del banco y tener un herramienta de apoyo a la gestión para la clasificación de riesgo de la cartera comercial individual<sup>2</sup> bajo la normativa de la SBIF<sup>3</sup>.

Lo que busca este modelo es poder contar con una herramienta estadística que permita clasificar a los clientes según su probabilidad de incumplimiento (PD), al momento de ingresar a la institución, asignándoles perfiles que logren identificar en qué categoría de riesgo se encuentran. De esta manera, se logra mitigar la subjetividad del analista al momento de calificar a un cliente y así agilizar el proceso de crédito.

Sin embargo, este modelo no busca reemplazar por ningún motivo el criterio experto del banco, en este caso, del analista, sino que entregar una herramienta de apoyo para su gestión, optimizando aún más su trabajo. La idea es que sirva como parámetro de clasificación y no como la clasificación misma, ya que por normativa se establece un criterio estándar para este tipo de cartera.

La importancia para el Banco de tener modelos para la gestión de riesgo es sin embargo unas de las mejores prácticas que se pueden adoptar, ya que elimina en parte el sesgo humano a la hora de cuantificar el riesgo de crédito, justificando de manera clara y con robustez estadística la probabilidad de que un cliente pueda caer en incumplimiento.

Este documento presenta la metodología para el cálculo del modelo *rating* y su sustento estadístico. Además, se analiza cada resultado obtenido para tener una mejor comprensión y razonabilidad del modelo. Finalmente, se concluye acerca del modelo y se dan algunas

---

<sup>1</sup> Clientes que presentan operaciones con rezagos mayores a 89 días de mora, a partir de la fecha de vencimiento del contrato.

<sup>2</sup> La cartera comercial individual corresponde a los mayores deudores del banco.

<sup>3</sup> Compendio de normas contables. Criterios contables establecidos por la SBIF, B-1 Provisiones por riesgo de crédito.



recomendaciones generales respecto a las mejoras que se puedan realizar en el futuro de este mismo trabajo.

## 1.1 OBJETIVOS

### 1.1.1 OBJETIVO GENERAL

Crear un modelo que se utilice como herramienta de gestión para la clasificación de riesgo de la cartera comercial del Banco.

### 1.1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Analizar los beneficios que entrega el modelo de rating en el Banco.
- Cuantificar el riesgo de crédito de la cartera comercial individual del Banco.
- Clasificar mediante el perfilamiento de clientes para la correcta clasificación de riesgo.

## 1.2 DELIMITACIONES Y ALCANCES

Para la creación de cualquier tipo de modelo es necesario contar con información de calidad y extensa, ya que de esta manera el resultado final será estadísticamente más preciso y sólido. Dado lo anterior, la información con que se cuenta para este estudio es una base de datos de un banco chileno de la plaza que cuenta con una venta de dos años. Es preciso mencionar que si bien esta información se puede utilizar, la profundidad con la que se cuenta es la mínima y no logra cubrir un ciclo económico<sup>4</sup>.

Respecto a la calidad de la información, hay muchos datos con los cuales el Banco no cuenta por razones de mantención o pérdida. Esto fue relevante a la hora de escoger las variables para el modelo, ya que se tuvo que descartar información importante para este estudio.

Este modelo no considera información del mercado, como indicadores macroeconómicos que pudieran explicar aún más el modelo propuesto, si bien se consideran variables externas, estas no capturan por completo el entorno económico, que en esta cartera es mucho más sensible.

---

<sup>4</sup> Un ciclo económico considera momentos de expansión y recesión, por lo que se recomienda una ventana de 7 años de información, esto según normativa vigente de la SBIF y lo recomendado por BIS II.

Adicionalmente, todos los cálculos fueron concretados en el programa estadístico IBM SPSS Statistics V.22 junto con Excel para un mejor manejo de base de datos y optimización de procesos que requieren de tiempo para realizarlos.

Finalmente, parte de este estudio se dejará en las dependencias del banco donde se realizó el estudio, con el fin de poder replicar este modelo y realizar los ajustes que estimen pertinente.

## CAPITULO 2

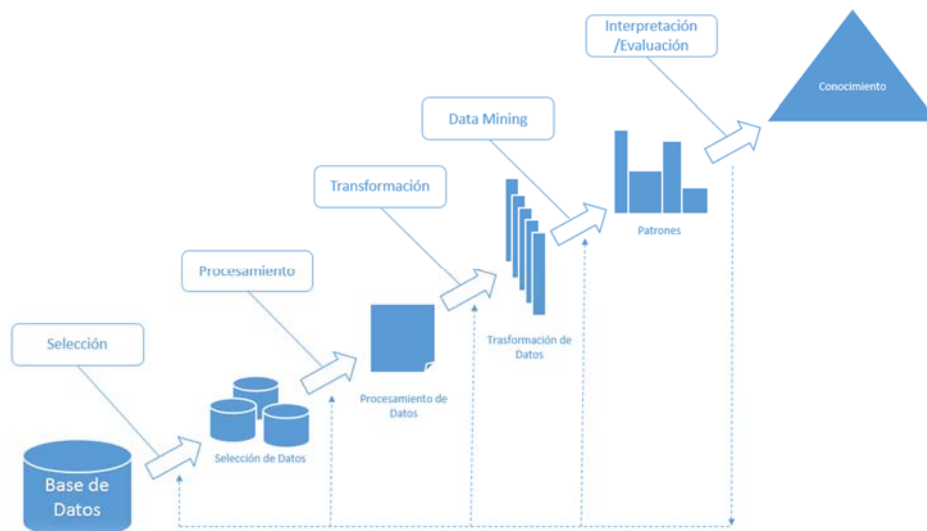
### MARCO CONCEPTUAL

#### 2.1 PROCESO KDD

Actualmente se puede encontrar muchas definiciones acerca del descubrimiento de conocimiento en bases de datos, término que resumiremos con las siglas KDD (*Knowledge discovery in databases*).

La Extracción de conocimiento está principalmente relacionado con el proceso de descubrimiento conocido como Knowledge Discovery in Databases (KDD), que se refiere al proceso no-trivial de descubrir conocimiento e información potencialmente útil dentro de los datos contenidos en algún repositorio de información. No es un proceso automático, es un proceso iterativo que exhaustivamente explora volúmenes muy grandes de datos para determinar relaciones. Es un proceso que extrae información de calidad que puede usarse para dibujar conclusiones basadas en relaciones o modelos dentro de los datos. La siguiente figura ilustra las etapas del proceso KDD.

Figura 1: Proceso KDD



Fuente: Elaboración propia

Como muestra la figura anterior, las etapas del proceso KDD se dividen en 5 fases y son:

- Selección de datos: En esta etapa se determinan las fuentes de datos y el tipo de información a utilizar. Es la etapa donde los datos relevantes para el análisis son extraídos desde la o las fuentes de datos.
- Pre-procesamiento: Esta etapa consiste en la preparación y limpieza de los datos extraídos desde las distintas fuentes de datos en una forma manejable, necesaria para las fases posteriores. En esta etapa se utilizan diversas estrategias para manejar datos faltantes o en blanco, datos inconsistentes o que están fuera de rango, obteniéndose al final una estructura de datos adecuada para su posterior transformación.
- Transformación: Consiste en el tratamiento preliminar de los datos, transformación y generación de nuevas variables a partir de las ya existentes con una estructura de datos apropiada. Aquí se realizan operaciones de agregación o normalización, consolidando los datos de una forma necesaria para la fase siguiente.
- Data Mining: Es la fase de modelo propiamente tal, en donde métodos inteligentes son aplicados con el objetivo de extraer patrones previamente desconocidos, válidos, nuevos, potencialmente útiles y comprensibles y que están contenidos u “ocultos” en los datos.
- Interpretación y Evaluación: Se identifican los patrones obtenidos que son realmente interesantes, basándose en algunas medidas para realizar una evaluación de los resultados obtenidos.

Además de las fases descritas, frecuentemente se incluye una fase previa de análisis de las necesidades de la organización y definición del problema, en la que se establecen los objetivos de la minería de datos. También es usual incluir una etapa final, donde los resultados obtenidos se integran al negocio para la realización de acciones comerciales.

## 2.2 CREDIT SCORING

El *credit scoring* es un modelo que se utiliza hoy en día en instituciones financieras y en la mayoría de los bancos para el otorgamiento de crédito, ya sea para una persona natural o una empresa. El *credit scoring* se define como un método cuantitativo que se utiliza para predecir la probabilidad de que un individuo que requiera de un crédito o un cliente de la entidad crediticia existente deje de pagar el crédito o bien no lo haga una vez que lo reciba. Su objetivo es ayudar a los proveedores de créditos a cuantificar y manejar el riesgo crediticio relacionado con el otorgamiento de créditos, para así tomar decisiones de forma rápida y objetiva.

Los métodos o modelos de *credit scoring*, a veces denominados *score-cards* o *classifiers*, son algoritmos que de manera automática evalúan el riesgo de crédito de un solicitante de financiamiento o de alguien que ya es cliente de la entidad. Tienen una dimensión individual, ya que se enfocan en el riesgo de incumplimiento del individuo o empresa, independiente de lo que ocurra con el resto de la cartera de préstamos. Este es uno de los aspectos en los que se diferencian de otras herramientas de medición del riesgo de crédito, como son los modelos de cartera y los VaR<sup>5</sup> marginales, que tienen en cuenta la correlación de la calidad crediticia de los deudores de una cartera de préstamos.

En una primera aproximación a los mismos, se los puede definir como “métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’” (Hand y Henley (1997)).

Aunque originalmente en los 70's se basaban en técnicas estadísticas (en particular, el análisis discriminante), en la actualidad también están basados en técnicas matemáticas, econométricas y de inteligencia artificial. En cualquier caso, los modelos de *credit scoring* emplean principalmente la información del evaluado contenida en las solicitudes de crédito y/o en fuentes internas y/o externas de información.

El resultado de la evaluación se refleja en la asignación de alguna medida que permita comparar y ordenar a los evaluados en función de su riesgo, a la vez que cuantificarlo. Por lo general, los modelos de *credit scoring* le asignan al evaluado un puntaje o *score*, o una

---

<sup>5</sup> *Value at Risk* (Valor en Riesgo)

calificación, clasificación o *rating*. Algunos métodos los asignan a grupos, en donde cada grupo tiene un perfil de riesgo distinto; sin embargo, en la práctica esto equivale a una calificación. A su vez, estos ordenamientos de los deudores permiten obtener estimaciones más concretas del riesgo; en general se busca obtener alguna estimación de la probabilidad de incumplimiento del deudor (PD, por probabilidad de default) asociada a su *score*, *rating* o calificación. Esta estimación se puede obtener directamente del score en el caso de los modelos econométricos, o también en función de la tasa de incumplimiento (TD, por tasa de default) histórica observada en el grupo de deudores con la misma calificación o score similar.

### 2.2.1.1 MODELO DE RATING

Un modelo de *rating* se entiende que al igual que un modelo *scoring*, es una herramienta que utiliza técnicas estadísticas para predecir si un cliente es mal pagador o buen pagador. La diferencia está en que un modelo *scoring* tiene como *output* un resultado objetivo, mientras que el *rating* es visto por un analista experto en la materia, pero que no quita el sesgo que puede haber a la hora de analizar. Otra gran diferencia es que el modelo de *rating* es utilizado para grandes y medianas empresas, mientras que el modelo *scoring* es usado para pequeñas empresas y personas.

Figura 2: Definición de *scoring* y *rating*



Fuente: Elaboración propia

El desarrollo de un modelo *rating* interno avanzado debe realizarse siguiendo dos perspectivas básicas que han de conjugarse, de manera equilibrada, para que ninguna de ellas prime sobre la otra a la hora de tomar una determinada decisión. En primer lugar, debe garantizarse, que la herramienta proporciona una solución integral al problema para el que ha sido diseñada, tanto desde el punto de vista de negocio como desde el punto de vista de riesgos. En segundo lugar, se ha de garantizar un aprovechamiento óptimo del conocimiento incluido en la base histórica de experiencias sobre la que tiene lugar el desarrollo, mediante la conjugación de técnicas analíticas apropiadas y herramientas estadísticas eficientes.

Desde el punto de vista metodológico, y recogiendo el planteamiento esbozado anteriormente de solución para un problema de negocio, el proceso suele afrontarse mediante la aplicación de metodologías de desarrollo de herramientas de *business*



*Intelligence*<sup>6</sup>. De manera general establece el desarrollo en un esquema cíclico estructurado en etapas consecutivas con objetivos perfectamente definidos. Sin pérdida de generalidad, el perfeccionamiento a emprender suele comenzar por la definición conceptual del problema de negocio, para a continuación realizar la evaluación del entorno de información que permitirá pasar del conocimiento del negocio al conjunto concreto de información a manejar. En la etapa de construcción, se estructura la información definida anteriormente de manera óptima para el análisis y se afronta el desarrollo analítico de dicha información aplicando determinadas metodológicas y técnicas analíticas que garantizarán no solo la construcción del modelo, sino lo que es más importante su generalidad entendida como la eficiencia del modelo en la aplicación futura a las necesidades del negocio requeridas. El final de esta etapa coincide con la aprobación e constitución del modelo desarrollado. Por último, la etapa de revisión permitirá analizar todo el proceso efectuado desde la perspectiva de la eficacia de la solución aportada al problema del negocio inicial y posiblemente identificar nuevos problemas de negocio a los que dar solución, dando lugar a la mencionada concepción cíclica de la metodología.

---

<sup>6</sup> Habilidad para transformar los datos en información, y la información en conocimiento, de forma que se pueda optimizar el proceso de toma de decisiones en los negocios

### 2.3 REGRESIÓN LOGÍSTICA

Los modelos de regresión son herramientas estadísticas utilizadas para describir la relación entre un variable objetivo y un conjunto de variables explicativas. La regresión logística se utiliza cuando la variable que se desea modelar es dicotómica, es decir, del tipo Sí/No, Bueno/Malo, Presente/Ausente, etc. y busca modelar la influencia de la aparición de las variables explicativas en la ocurrencia del fenómeno dicotómico (Hosmer & Lemeshow, 2000). En la práctica, para aplicar este modelo se crea una variable binaria ficticia cuya estructura es:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{cuando el fenómeno ocurre} \\ 0 & \text{cuando el fenómeno no ocurre} \end{cases}$$

Donde  $i$  representa cada observación que se posee.

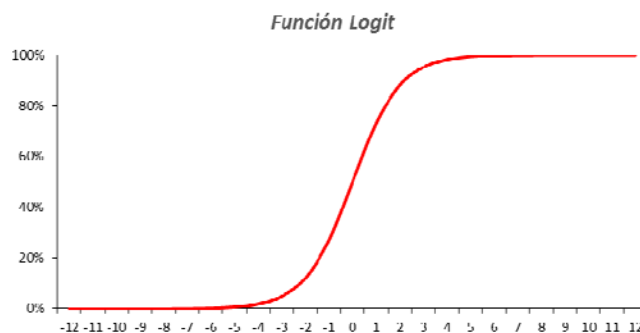
Por lo tanto, la regresión logística es un modelo estadístico de clasificación binaria que entrega la probabilidad de pertenencia a uno de los dos grupos definidos, utilizando para ello un conjunto de regresores (variables)  $x_i \in \mathbb{R}^n$  con  $i = \{1 \dots N\}$  y  $N$  el número de observaciones.

La probabilidad de pertenencia se obtiene mediante:

$$p(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1' x_1)}}$$

Donde  $\beta_1 \in \mathbb{R}^n$

Gráfico 1: Función *Logit*.



Fuente: Elaboración propia

Para la estimación de los parámetros, es decir, la calibración del modelo se utiliza el método de máxima verosimilitud, en el cual se busca maximizar la probabilidad estimada de obtener los resultados categorizados según  $y_i$  (Hosmer & Lemeshow, 2000). La función de verosimilitud es la siguiente:

$$\mathcal{L}(\beta) = \prod_i f(x_i, \beta)$$

Donde  $f(x_i, \beta)$  corresponde a la función de densidad de probabilidad de  $x_i$  que en este caso correspondería al modelo de regresión logística. En otras palabras, la función de verosimilitud puede ser expresada como:

$$\mathcal{L}(\beta) = \prod_i p(x_i)^{y_i} [1 - p(x_i)]^{1-y_i}$$

Usualmente se trabaja con el logaritmo de la función de verosimilitud, pues es más simple de abordar matemáticamente, la expresión es la siguiente:

$$\mathcal{L}(\beta) = \ln[\mathcal{L}(\beta)] = \sum_i \{y_i \ln[p(x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - p(x_i)]\}$$

Los estimadores de máxima verosimilitud se calculan al aplicar condiciones de primer orden a la función de verosimilitud. Las ecuaciones obtenidas, conocidas como ecuaciones de verosimilitud son:

$$\sum [y_i - p(x_i)] = 0$$

$$\sum x_i [y_i - p(x_i)] = 0$$

Al resolver este problema de optimización se obtiene como resultados un conjunto de estimadores asintóticamente eficientes, insesgados y distribuidos normalmente.  $\hat{\beta}_0$  Corresponde al punto de corte en el eje de las ordenadas y los demás estimadores  $\hat{\beta}_i, i \neq 0$  corresponden a los coeficientes asociados a las variables explicativas. Es importante señalar que los parámetros de la regresión logística se distribuyen asintóticamente siguiendo una distribución normal de parámetros  $(\beta_i, \sigma_{\beta_i})$ . (Hosmer & Lemeshow, 2000).

En la práctica, el uso que se le da a este modelo consiste en seleccionar un punto de corte para el valor de la probabilidad, tal que para valores mayores a ese punto de corte se determine que el valor esperado para la variable en estudio sea 1 y en caso contrario se asigna valor 0. De esta manera se logra la clasificación. En términos matemáticos:

$$p(x_i) \geq \text{punto de corte} \rightarrow y_i = 1$$

$$p(x_i) < \text{punto de corte} \rightarrow y_i = 0$$

## 2.4 DISCRIMINANCIA ESTADISTICA

Existen numeroso test estadísticos para medir el poder predictivo de la variable dependiente, en este caso, para calcular el poder discriminante de la variable en estudio, existen dos métodos frecuentemente utilizados riesgo de crédito. Estos son el test de KS y curva ROC.

### 2.4.1 TEST KOLMOGOROV – SMIRNOV

El test *Kolmogorov-Smirnov* (KS) para variables continuas, es un test de hipótesis que se utiliza para determinar si hay divergencia entre las distribuciones de probabilidad de dos muestras independientes y para contrastar la distribución empírica de una muestra contra una distribución teórica (*Cieslak et al., 2007*).

En este caso interesa comparar la distribución de una variable entre dos muestras: aquella con la que se calibró el modelo y una nueva muestra de datos, con el objetivo de determinar si la variable en estudio ha sufrido cambios significativos en su distribución, que pudiesen afectar de manera negativa un modelo construido en base a la primera muestra de datos. Por lo tanto, las hipótesis del test pueden ser planteadas de la siguiente forma:

$$H_0 = \text{La distribución de la variable entre las muestras no es divergente}$$

$$H_1 = \text{La distribución de la variable de las muestras es divergente}$$

El contraste de este test se base en las diferencias entre las frecuencias relativas acumuladas para los mismos puntos de corte en cada muestra.

$$D_i = F_1(x_i) - F_2(x_i)$$

Donde  $F_1(x_i)$  es la frecuencia acumulada de la variable  $x_i$ , para un punto de corte de terminado, en la muestra original y  $F_2(x_i)$  es la frecuencia acumulada de la variable  $x_i$  para el mismo punto de corte en la nueva muestra.

Con estas diferencias, y para varios puntos de corte, se construye el siguiente estadístico cuya distribución es conocida.

$$Z_{KS} = \max_i\{|D_i|\}$$

#### 2.4.2 CURVA ROC (RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC)

El análisis de la curva ROC es ampliamente utilizado en biología, y se construye en base a la distribución de errores de clasificación de un modelo de caracterización de comportamiento, esto es, se define primeramente una variable binaria C para la cual se considerarán como buenos a los clientes a aquellos con un cierto valor para esta variable, y malos a los clientes con el segundo valor definido. Los errores de clasificación cometidos reciben nombres en estadística, dado que corresponden a distintas variaciones de la hipótesis realizada:

- Error tipo I: Clientes buenos son clasificados como posibles malos.
- Error tipo II: Clientes malos son clasificados como posibles buenos.

En base a la definición previa es posible construir una curva en la que cada par ordenado donde la ordenada corresponde al porcentaje de errores con respecto al total de clientes de cada característica y la abscisa al valor de la variable que caracteriza el comportamiento.

Esta curva corresponde a la curva ROC, siendo el estadístico buscado el área estimado bajo la curva ROC.

Tabla 1: Matriz de Confusión para errores en la clasificación de comportamiento.

	Bueno	Malo
Clientes Buenos	Verdadero Positivo (TP)	Falso Positivo (FP)
Clientes Malos	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (TN)

Fuente: Elaboración propia.

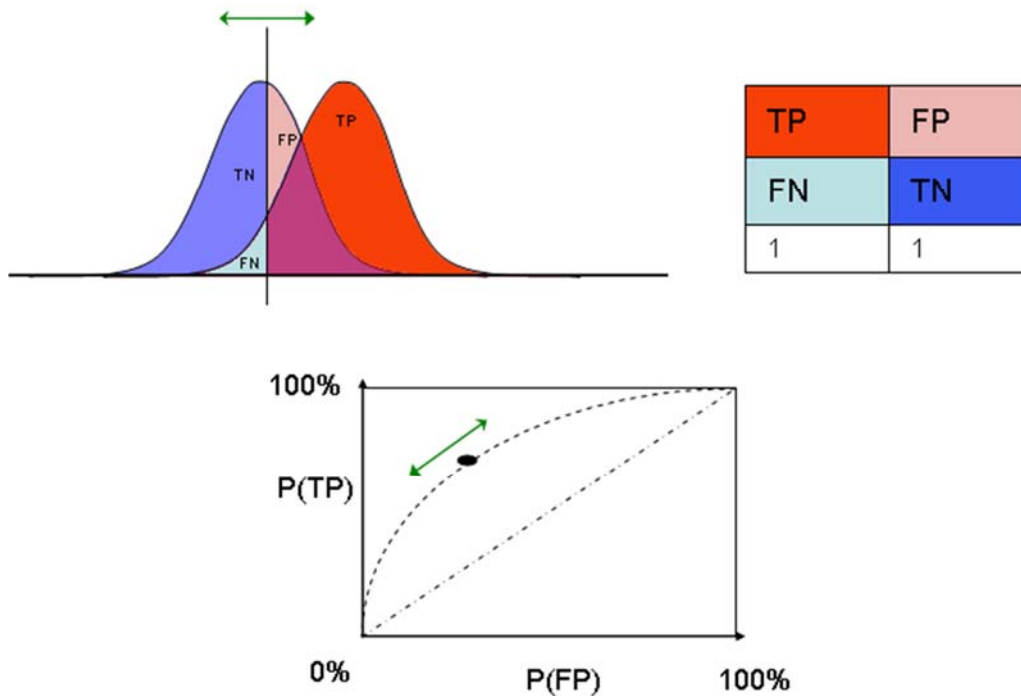


Figura 3: Ilustración construcción de la curva ROC

Usualmente, los programas estadísticos utilizados para esta construcción grafican la curva ROC en función de dos parámetros:

- Sensibilidad =  $P(TP)$  = Fracción de verdaderos positivos (TP) respecto del total de buenos.
- Especificidad =  $P(FN)$  = Fracción de verdaderos negativos con respecto al total de malos.

Donde el área bajo esta curva corresponde al resultado del test, este valor se mueve entre 0.5 y 1, siendo el valor aceptado para scores de comportamiento valores por sobre 0.7, considerando modelos con una capacidad discriminante superior a 0.75 como buenos modelos.

## CAPITULO 3

### DISEÑO DEL MODELO DE RATING

Para la creación y diseño del modelo será necesario estimar una probabilidad de incumplimiento la cual nos proporcione qué clientes son buenos y malos pagadores. El paso siguiente será crear un puntaje con el fin de dar un ordenamiento, y a través de éste, poder separar entre distintos grupos o perfiles de riesgo. De esta manera, se podrá asignar a cada perfil una tasa de incumplimiento o *bad rate* que ayudará a distinguir entre distintas categorías de riesgo y asociarlas a las exigidas en la normativa de la SBIF.

#### 3.1 PROBLEMÁTICA

La clasificación de riesgo es fundamental para el cálculo de provisiones como también para la determinación de tasas de interés y el *spread* final aplicado a cada cliente. Es por esto que es fundamental que la asignación de cada calificación sea lo más objetiva posible con el fin de representar de manera óptima el riesgo de crédito del evaluado.

Existe la necesidad de saber si las clasificaciones de riesgo están bien o mal asignadas, ya que éstas son determinadas según el criterio experto de cada analista. El error que puede surgir en este proceso es alto, considerando que las variables a analizar son diversas y dependen del tipo de negocio y rubro de cada cliente, además del tamaño. Por lo tanto, minimizar este error es fundamental para la correcta clasificación de riesgo.

Dado lo anterior, la problemática que se genera es la falta de objetividad en la asignación de las clasificaciones. Para esto será necesario tener una herramienta o parámetro que sirva de apoyo a este proceso, reduciendo el error al mínimo y generando un análisis cuantitativo.

Finalmente, para realizar este modelo, será necesario estimar una probabilidad de incumplimiento que pueda discriminar entre un buen o mal pagador, con el propósito de generar distintos perfiles de riesgo los cuales serán asignados a una clasificación de riesgo SBIF.

### 3.2 ESTIMACIÓN PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO

Para poder estimar la probabilidad de incumplimiento es necesario definir dónde se genera tal incumplimiento. Hay muchas formas de poder calcular el incumplimiento de la cartera de forma objetiva, en este caso, el incumplimiento viene definido por la normativa chilena, la cual indica que éste se genera cuando un cliente u operación presenta 90 días de atraso en sus pagos. Este estado es definido como cartera vencida y en el caso de la cartera de evaluación individual, se le asigna las siguientes clasificaciones: C1, C2, C3, C4, C5 y C6. La diferencia entre una y otra clasificación dependerá del monto y tipo de garantía constituida a favor del banco.

En este caso, la clasificación que se le otorgará a los clientes tendrá que estar dentro de la categoría normal, ya que la idea es permitir el ingreso de clientes con buen comportamiento de pago y sólidos fundamentos financieros. Cabe mencionar, que dependiendo de las políticas internas de admisión del banco como de la naturaleza del negocio de cada cliente, se podrá homologar alguna clasificación como subestandar (B1).

A continuación, el cálculo de la probabilidad de incumplimiento será estimado según la metodología usada para un modelo de *credit scoring*, donde se creará una variable dependiente utilizando la definición de incumplimiento anteriormente mencionada.

Por último, la estimación de la probabilidad de incumplimiento será convertida en un puntaje cuya finalidad será crear perfiles donde se estimarán distintos ratios de incumpliendo para la homologación a la clasificación de riesgo SBIF.



### 3.3 PERIODO DE OBSERVACIÓN

El periodo de observación se refiere a la ventana visible a través del tiempo, en donde se deja ver el comportamiento de los datos estudiados. Con esta ventana se realizan los cálculos y estimaciones necesarias para llegar al resultado final. En este caso, la ventana de observación corresponde a los periodos comprendidos entre enero 2012 y diciembre 2013. Las desventajas de este periodo fueron expuestas en el punto de delimitaciones y alcances.

### 3.4 DESEMPEÑO OBSERVADO

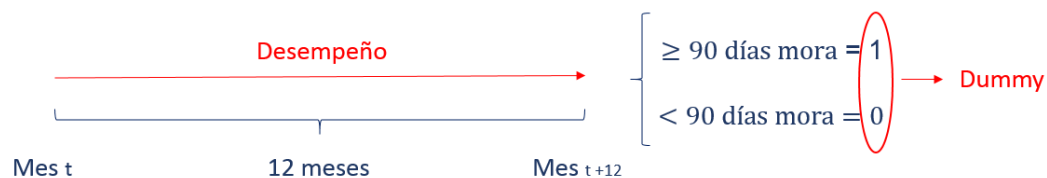
El desempeño observado corresponde al periodo en que se le hace seguimiento a la variable dependiente, con el fin de explicar en qué momento ésta cae en incumplimiento o default.

### 3.5 CONSTRUCCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE

Para la construcción de la variable dependiente es necesario entender que existen dos estados cuyo punto crítico se genera a los 90 días de morosidad. Dado lo anterior, los clientes que se clasifican como buenos serán los que no superen este umbral en ninguna de sus operaciones; los clientes clasificados como malos serán los que tengan morosidad mayor o igual a 90 días en cualquiera de sus operaciones de crédito durante los próximos 12 meses.

Una vez marcada la operación, esta no puede ser removida, independiente que se logre “curar”, la marca es para siempre. Lo anterior se representa en el siguiente diagrama:

Figura 4: Ventana de desempeño para variable dependiente



Fuente: Elaboración Propia

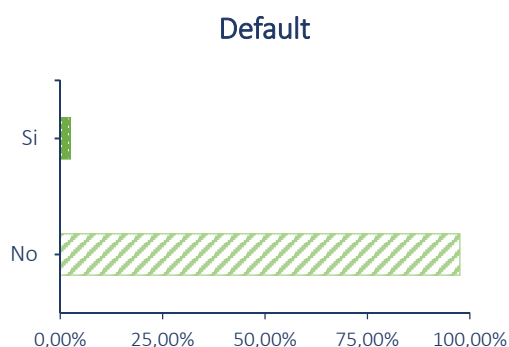
Dado lo anterior, la composición de la base queda ilustrada de la siguiente forma (*Anexo 1 y 2*):

Tabla 2: Distribución número de operaciones buenos y malos pagadores.

	Default	
	Cartera Venciada SBIF (90 días)	
	Frecuencia	Porcentaje
No	10.665	97,57%
Si	266	2,43%
Total	10.931	100,00%

Fuente: Elaboración propia en base a los datos entregados por el Banco.

Gráfico 2: Frecuencia de buenos y malos pagadores.

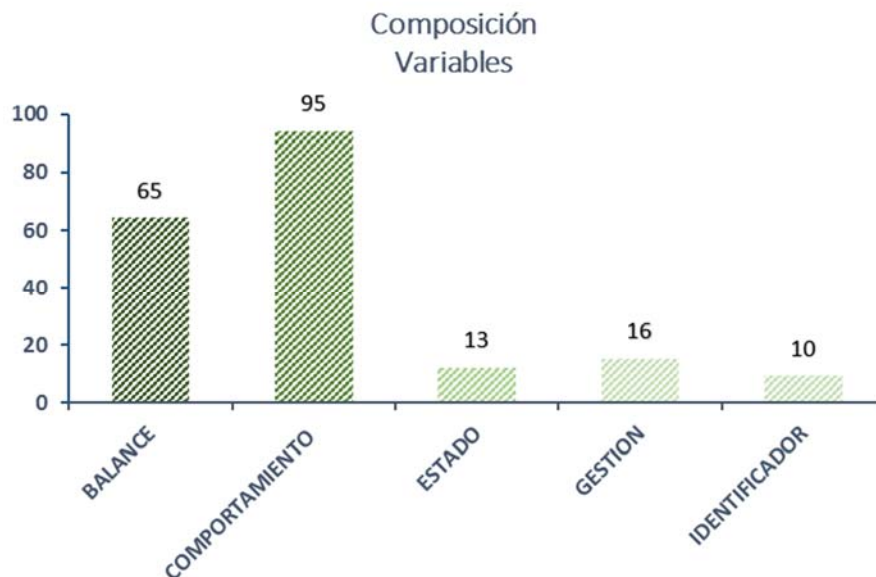


Fuente: Elaboración propia en base a los datos entregados por Banco.

### 3.6 INFORMACIÓN UTILIZADA

La información proporcionada por la entidad financiera corresponde a una base de datos que contiene información relevante para el estudio y cálculo del modelo. Las variables que se encuentran en esta base fueron previamente discutidas con las personas encargadas de dicha información a criterio de experto. El resultado de aquello arrojó un total de 199 variables cuya composición es la siguiente (*Anexo 3*):

Gráfico 3: Distribución de variables base de datos Banco.



Fuente: Elaboración propia

**Balance.** Corresponde a toda la información extraída desde los balances financieros de los clientes (Activos, Pasivos, Patrimonio y Ratios).

**Comportamiento.** Corresponde a toda información de comportamiento de pago del cliente; morosidad, protestos, infracciones laborales, multas, etc.

**Estado.** Corresponde a toda la información del cliente que se encuentra constituida en la entidad financiera, generalmente corresponde a garantías.

**Gestión.** Es toda información generada por la entidad financiera para la gestión interna. Clasificación, segmentación, indicadores, etc.

**Identificador.** Es toda información usada para identificar el registro en un tiempo determinado. Id, número de operación, fechas, etc.

De esta información recopilada fueron excluidas todas aquellas variables que no aplicaban en este análisis, las cuales se detallan a continuación:

- Clasificación de Riesgo (CR)
- Clasificación de Riesgo Aval (CRA)
- RUT\_PER12M
- Fecha ingreso (FECHAING)
- Clasificación de cartera normal, subestandar e incumplido (TCART)

Por lo tanto, el número total de variables a analizar serán 194.

### 3.6.1 TRATAMIENTO DE DATOS

El primer hito importante para modelar, son los datos, ya que, si no se cuenta con información de calidad y bien estructurada, el resultado no será óptimo. Mientras se cuente con información fiable, de calidad y con la profundidad necesaria, se podrá tener resultados estadísticamente sólidos.

Para la correcta utilización de la información será necesario analizar si las variables presentan algún tipo de anomalía en su estructura o presentan incoherencias, es decir, que muestren variaciones significativas y poco probables a través del tiempo. Para lo anterior, será necesario verificar a través de análisis descriptivo de cada variable por si presentasen algún tipo de anomalía que pudiera llegar a producir distorsión en los resultados del modelo. La idea es poder identificar si algunas de estas anomalías se justificaran por cambios en el entorno, normativos y regulatorios o de políticas internas.

En esta etapa, como se menciona anteriormente, es necesario identificar datos faltantes en las variables o atípicos, los cuales pueden ser subsanados con técnicas de imputación o eliminación/reemplazo, siempre y cuando no afecten la distribución de la variable, ya que puede ser afectada significativamente para efectos del estudio y de los resultados que se quieren obtener.

En la base entregada por el Banco, se pueden encontrar algunas inconsistencias y falta de datos, los cuales fueron corregidos fácilmente con las técnicas de reemplazo o directa eliminación de registros.

Para una mejor comprensión, lo primero fue renombrar algunas variables, ya que presentaban cambios en sus fuentes de texto o eran demasiados extensos para tratar. Analizando esta información, de un total de 13.353 registros, fueron eliminados 2.962, que correspondían a la variable producto (PROD), estos registros no eran parte del estudio, debido a su origen. Respecto a las variables asociadas a balance, fueron eliminadas partidas asignadas por analistas del banco, ya que correspondían a ajustes muy particulares de cada cliente no significativos para el modelo.

### 3.7 ANÁLISIS UNIVARIADO

El análisis univariado consiste en analizar cada variable de modo independiente, relacionándola con la variable dependiente. En este caso, para ver el poder discriminante de cada una de ellas se realiza el análisis CHAID<sup>7</sup>. De esta forma se pueden ordenar las variables que discriminan más entre buenos y malos pagadores y los que no.

El resultado de lo anterior arroja un ordenamiento de las variables donde se *rankean* de mayor a menor chi-cuadrado (*Anexo 4*).

Luego de tener el ordenamiento de las variables, se procedió a sacar todas las variables que tenían un chi-cuadrado 0, para luego eliminar desde un punto de corte hacia los menores. Para eso se utilizó la media de los chi-cuadrado que dio como resultado 49.22, toda variable que tuviese un chi-cuadrado menor a este fue eliminada (*Anexo 5*).

Finalmente, las variables resultantes corresponden a 58, las cuales pasan el primer filtro para modelación. Junto con esto, las variables resultantes fueron la discreción, de manera tal que pudieran ser agrupadas según el *bad rate* arrojado por cada nodo del método CHAID.

Dado que ya se tiene una desratización de las variables, tal segmentación permite asignarles a cada tramo un peso específico, que permite ver la razonabilidad de la misma, ordenando entre créditos buenos y malos, a esa transformación se le llama *WOE*<sup>8</sup> y se calcula como:

$$WOE_i = \ln \left( \frac{\%Good_i}{\%Bad_i} \right)$$

---

<sup>7</sup> Chi-squared Automatic Interaction Detection

<sup>8</sup> Weight of Evidence

Donde  $\%Good$  es el porcentaje de clientes “buenos” del tramo  $i$  sobre todos los clientes buenos de la variable y  $\%Bad$  es el porcentaje de clientes “malos” de dicho tramo (*Anexo 6*).

Junto con lo anterior y complementando, fue calculado el estadístico *information value* (IV), que da mayor información de la variable (*Anexo 6*).

$$IV = \sum_{i=1}^n \left[ (\%Good_i - \%Bad_i) * \ln \left( \frac{\%Good}{\%Bad} \right) \right]$$

- $n$ , es el número de segmentos óptimos determinados con el método CHAID
- $\%Good_i$ , es el porcentaje de clientes buenos en el segmento  $i$ .
- $\%Bad_i$ , es el porcentaje de clientes malos en el segmento  $i$ .

En general, es posible eliminar aquellas variables con un IV menor a 20%.

### 3.7.1 ANALISIS DE CORRELACIONES

El análisis de correlaciones permite eliminar variables que para el modelo pueden ser redundantes o presenten multicolinealidad, es decir, que dos variables diferentes expliquen lo mismo. Esto permite disminuir el conjunto de variables sin una pérdida significativa de información.

Utilizando el ranking chi-cuadrado es posible realizar un filtro inicial de eliminación de las variables WOE con alta correlación. El algoritmo para realizar este filtro es el siguiente:

1. Generar la matriz de correlaciones entre las variables WOE.
2. Ordenar las variables WOE por su estimador chi-cuadrado.
3. Si existen correlaciones mayores a 30% dentro del conjunto de variables, eliminar las variables WOE con menor poder discriminante hasta que no existan correlaciones mayores a 30%.

El resultado de lo anterior determinó que las variables que presentan menos correlación entre sí son las siguientes (*Anexo 7*):

Tabla 3: Variables seleccionadas análisis de correlaciones

Variables	Descripción
MOR_SBIF_WOE	Monto mora SBIF mes de curse
N_PROT_U6M_WOE	Número de protestos últimos seis meses previo al curse
N_INFR_U6M_WOE	Número de infracciones últimos seis meses previo al curse
SUBSECTOR_WOE	Subsector económico
PAS5_WOE	Total pasivo circulante
ACT1_WOE	Caja y bancos
END6_WOE	Ciclo operacional

Las variables seleccionadas a través del análisis de correlaciones, corresponden a variables de balance, comportamiento y sector económico, las que presentan correlaciones menores al 30% entre ellas.

Tabla 4: Correlaciones variables seleccionadas

Correlaciones	MOR_SBIF_WOE	N_PROT_U6M_WOE	N_INFR_U6M_WOE	SUBSECTOR_WOE	PAS5_WOE	ACT1_WOE	END6_WOE
MOR_SBIF_WOE	100%	17%	11%	6%	3%	6%	2%
N_PROT_U6M_WOE	17%	100%	14%	3%	-3%	2%	-3%
N_INFR_U6M_WOE	11%	14%	100%	3%	2%	1%	2%
SUBSECTOR_WOE	6%	3%	3%	100%	10%	1%	14%
PAS5_WOE	3%	-3%	2%	10%	100%	21%	14%
ACT1_WOE	6%	2%	1%	1%	21%	100%	3%
END6_WOE	2%	-3%	2%	14%	14%	3%	100%

### 3.8 ANÁLISIS MULTIVARIADO

El análisis multivariado busca determinar la contribución de todos los factores o variables en un simple evento o resultado. En este caso se utilizó regresión logística, ya que ésta supone un *output* binario<sup>9</sup>, ajustándose a la problemática y a lo que se quiere predecir.

Antes de arrojar el modelo, es necesario balancear la muestra, ya que la distribución de buenos son muy pocos comparados con la distribución de malos, esta problemática es muy fácil de corregir y existen varias técnicas para su solución, en este caso se ponderaron todos los registros malos para asignarles mayor importancia, para ello se tomó el número total de casos malos o defaults y se dividió por el número total de casos buenos, el resultado se le asigna a una variable creada para ponderar, donde el resultado de la división se le asigna a los casos buenos, mientras que a los casos malos se le asigna un 1.

Luego de tener la muestra balanceada, se tomaron todas las variables *WOE* resultantes de los filtros anteriores y se procedió a estimar la regresión logística. La técnica ocupada fue *Forward Wald*, que consiste en ingresar variable por variable a la regresión, mientras interactúan con la variable dependiente, este proceso es rápido y no demora más allá de un par de segundos.

A continuación, se muestra el resultado de la regresión arrojada por el programa IBM SPSS Statistics V.22

---

<sup>9</sup> Es aquello que está formado por dos componentes o unidades. 0 = buenos, 1= malos



Tabla 5: Salida regresión IBM SPSS Statistics V.22.

		Variables en la ecuación					
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 <sup>a</sup>	PAS5_WOE	-,923	,150	37,713	1	,000	,397
	Constante	,021	,109	,036	1	,850	1,021
Paso 2 <sup>b</sup>	N_PROT_U6M_WOE	-1,246	,238	27,398	1	,000	,288
	PAS5_WOE	-1,080	,171	39,712	1	,000	,340
Paso 3 <sup>c</sup>	Constante	-,010	,117	,007	1	,935	,990
	N_PROT_U6M_WOE	-1,298	,253	26,279	1	,000	,273
	PAS5_WOE	-1,000	,175	32,658	1	,000	,368
	END6_WOE	-1,257	,276	20,735	1	,000	,285
Paso 4 <sup>d</sup>	Constante	-,066	,125	,278	1	,598	,936
	MOR_SBIF_WOE	-,976	,226	18,656	1	,000	,377
	N_PROT_U6M_WOE	-1,073	,262	16,799	1	,000	,342
	PAS5_WOE	-1,077	,187	33,125	1	,000	,341
	END6_WOE	-1,360	,303	20,113	1	,000	,257
Paso 5 <sup>e</sup>	Constante	-,069	,132	,274	1	,600	,933
	MOR_SBIF_WOE	-1,002	,231	18,796	1	,000	,367
	N_PROT_U6M_WOE	-,977	,272	12,894	1	,000	,376
	SUBSECTOR_WOE	-,703	,170	17,117	1	,000	,495
	PAS5_WOE	-1,009	,192	27,495	1	,000	,365
	END6_WOE	-1,327	,312	18,132	1	,000	,265
Paso 6 <sup>f</sup>	Constante	-,048	,135	,127	1	,722	,953
	MOR_SBIF_WOE	-,998	,238	17,561	1	,000	,369
	N_PROT_U6M_WOE	-,759	,288	6,925	1	,009	,468
	N_INFR_U6M_WOE	-,804	,242	11,028	1	,001	,447
	SUBSECTOR_WOE	-,660	,173	14,545	1	,000	,517
	PAS5_WOE	-1,057	,197	28,870	1	,000	,347
	END6_WOE	-1,333	,323	16,996	1	,000	,264
Paso 7 <sup>g</sup>	Constante	-,037	,139	,070	1	,791	,964
	MOR_SBIF_WOE	-,939	,238	15,580	1	,000	,391
	N_PROT_U6M_WOE	-,708	,290	5,947	1	,015	,493
	N_INFR_U6M_WOE	-,826	,243	11,552	1	,001	,438
	SUBSECTOR_WOE	-,654	,175	13,986	1	,000	,520
	PAS5_WOE	-,917	,199	21,207	1	,000	,400
	ACT1_WOE	-,717	,265	7,352	1	,007	,488
	END6_WOE	-1,351	,327	17,084	1	,000	,259
Constante	-,047	,141	,109	1	,742	,955	

- a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: PAS5\_WOE.
- b. Variable(s) introducida(s) en el paso 2: N\_PROT\_U6M\_WOE.
- c. Variable(s) introducida(s) en el paso 3: END6\_WOE.
- d. Variable(s) introducida(s) en el paso 4: MOR\_SBIF\_WOE.
- e. Variable(s) introducida(s) en el paso 5: SUBSECTOR\_WOE.
- f. Variable(s) introducida(s) en el paso 6: N\_INFR\_U6M\_WOE.
- g. Variable(s) introducida(s) en el paso 7: ACT1\_WOE.

## CAPITULO 4

### ESCALAMIENTO A SCORE

Para un mejor entendimiento del resultado de la regresión, será necesario facilitar su lectura para su mejor comprensión. Dado lo anterior, se realiza un escalamiento a Score (o puntaje) el cual debe cumplir lo siguiente:

- El puntaje o score se encuentra en una escala comprensible (Ej.: 1 -1000).
- Cada rango de atributos tendrá asociado un score positivo o negativo. (Ej.: si la edad es entre 35 y 45, sumar 10).
- El score final debe ser la suma de los scores particulares.

El score mayormente utilizado es el score logarítmico el cual se ilustra a continuación:

$$Score = Escala + Factor * Ln(odds)$$

Donde:

*Odds*: Chance de ocurrencia de un evento Ej.: 50:1 implica que uno de cada 50 clientes será mal pagador

En la regresión logística, los *Odds* corresponden a la suma de las variables por su coeficiente beta, multiplicado por -1.

Para la creación del score debe definir lo siguiente:

PDO (Puntos para duplicar las *Odds*): Cantidad de puntos necesarios para duplicar las chances de ocurrencia del evento.

Por lo tanto, el score debe cumplir que:

$$Score = Escala + Factor * Ln(Odds)$$

$$Score + pdo = Escala + Factor * Ln(2 * Odds)$$

$$Ln(Odds) = - \left( \sum \beta_i * x_i + \beta_0 \right)$$

Resolviendo el sistema anterior:

$$Factor = \frac{pdo}{Ln(2)}$$

$$Escala = Score - Factor * Ln(Odds)$$

$$Ln(Odds) = - \left( \sum \beta_i * x_i + \beta_0 \right)$$

Una de las ventajas del score es que permite dar una respuesta al cliente acerca de las razones para el rechazo. Para lo anterior es necesario contar con un score por variable y el score base por variable. Por lo tanto, si se tienen V variables, con  $K_v$  categorías cada una, entonces:

$$Score = Escala + Factor * \left( \sum_{V, K_v} \beta_{K_v} * x_{K_v} + \beta_0 \right)$$

$$Score = Escala + \sum_V \left( Factor * \left( \sum_{V, K_v} \beta_{K_v} * x_{K_v} + \frac{\beta_0}{V} \right) \right)$$

$$Score = \sum_V \left( \frac{Escala}{V} - Factor * \left( \sum_{V, K_v} \beta_{K_v} * x_{K_v} + \frac{\beta_0}{V} \right) \right)$$

El score neutro corresponde a eliminar todas las variables.

$$Score\ neutro = \frac{Escala}{V} - Factor * \frac{\beta_0}{V}$$

Entonces, toda variable que tenga un valor de score por debajo del score neutro, tiene asociado un riesgo alto.

Los resultados obtenidos a partir de las variables WOE y sus betas son los siguientes (Anexo 8):

Tabla 6: Betas y Escalamiento a Score.

Variables	Betas	Escalamiento	
MOR_SBIF_WOE	-0,939	PDO	30
N_PROT_U6M_WOE	-0,708	Score Base	800
N_INFR_U6M_WOE	-0,826	Odds	50
SUBSECTOR_WOE	-0,654	Escala	631
PAS5_WOE	-0,917	Factor	43
ACT1_WOE	-0,717	Score Neutro	90
END6_WOE	-1,351		
CONSTANTE	-0,047		

Fuente: Elaboración propia

Con lo anterior, se creó un puntaje por variable. La suma total de los scores individuales, da como resultado un score final que va desde 1 a 1000, en este caso el score mínimo es de 385 y el máximo de 949.

#### 4.1 CREACIÓN DE PERFILES

La principal problemática es poder hacer conversar el score encontrado con las clasificaciones de riesgo de la SBIF. Para ello, se pensó en una solución simple, en donde se pudieran perfilar distintos niveles de riesgos para cada grupo clasificado, es por ello que se utilizó la técnica de árboles de decisión, donde el nodo madre sería la variable dependiente, mientras que los nodos terminales sería la discreción del score final encontrado.

El resultado de esto, permite tener unos *bad rate*<sup>10</sup> por cada nodo, que luego serán los perfiles asignados a cada categoría de riesgo SBIF.

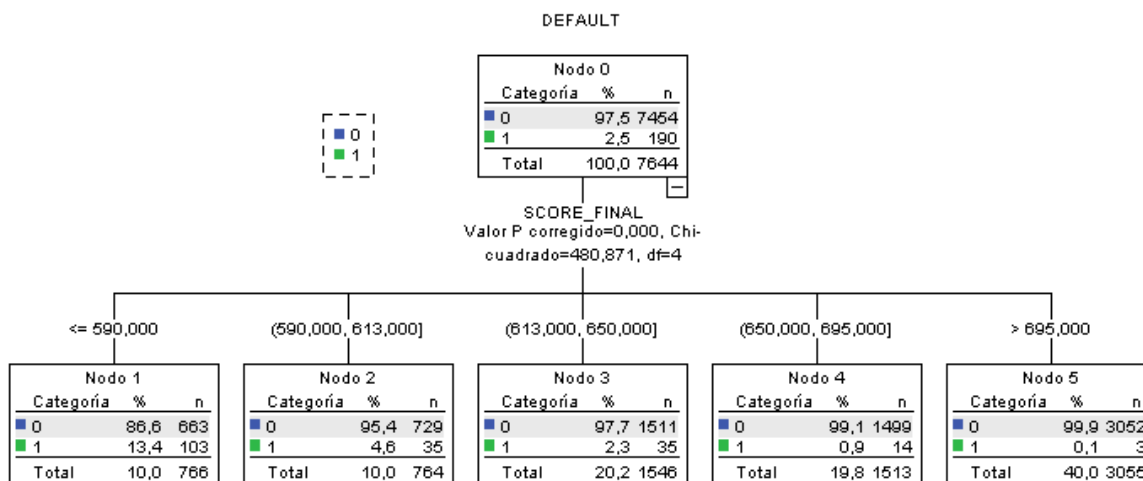
$$BR_i = \frac{\text{Malos Nodo}_i}{\text{Buenos Nodo}_i + \text{Malos Nodo}_i}$$

Donde: i es el número de nodo al que pertenece cada perfil.

<sup>10</sup> Número de clientes malos dividido el total de clientes de cada nodo.

La ecuación anterior, en resumen, es el cálculo de una probabilidad, por lo que será lo mismo que calcular la probabilidad de incumplimiento. Por lo tanto, este resultado se podrá homologar con la probabilidad que estima la SBIF.

Figura 5: Árbol de decisión para creación de perfiles.



Fuente: Elaboración propia con IBM SPSS Statistics V.22

Con el resultado anterior, se pueden asociar los perfiles creados con las categorías de riesgo SBIF en el momento en que el cliente entra a la institución (admisión).

Tabla 7: Creación de perfiles según *bad rate* base construcción.

Construcción	Construcción				
	Perfil	Total	Malos	PD	CR
	1	3069	3	0,10%	A2
	2	1499	14	0,93%	A3
	3	1546	35	2,26%	A4
	4	764	35	4,58%	A5
	5	766	103	13,45%	A6

Fuente: Elaboración propia

Tabla 8: Creación de perfiles según *bad rate* base validación.

Validación				
Perfil	Total	Malos	PD	CR
1	1300	2	0,15%	A2
2	660	5	0,76%	A3
3	649	15	2,31%	A4
4	335	14	4,18%	A5
5	343	40	11,66%	A6

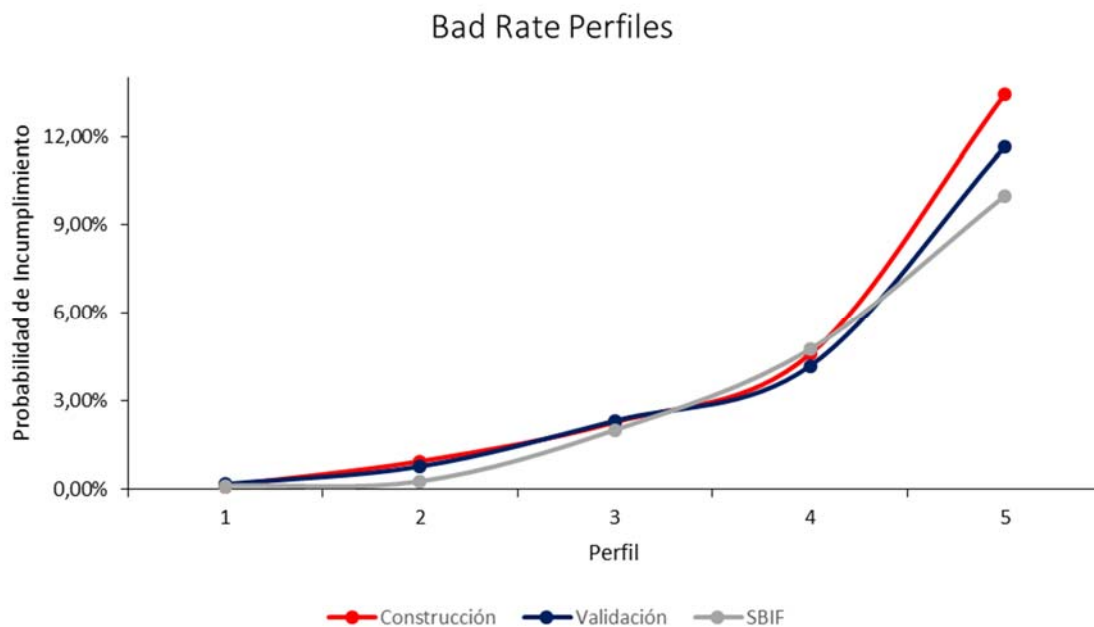
Fuente: Elaboración propia.

Tabla 9: Probabilidad de incumplimiento SBIF. Compendio de normas contables.

SBIF		
Perfil	PD	CR
1	0,10%	A2
2	0,25%	A3
3	2,00%	A4
4	4,75%	A5
5	10,00%	A6

Fuente: Compendio de normas contables B-1. SBIF.

Gráfico 4: Comparación de *Bad Rates* de muestras de construcción, validación y SBIF.



Fuente: Elaboración propia.

Cabe mencionar que la categoría de riesgo A1 no se encuentra dentro de los perfiles y esto responde a que las exigencias de un cliente clasificado en A1 son muy altas, por lo que la clasificación de esa categoría dependerá del criterio experto del banco. Adicionalmente, el cálculo de *bad rates* si bien es una solución para esta problemática, no es la única y se debe tener en cuenta que los *bad rates* cambiarán a través del tiempo en cada categoría.

#### 4.2 DEFINICIÓN DE PERFILES

Luego de calcular los diferentes *bad rates*, se definen los diferentes perfiles, que servirán como guía para respaldar cada clasificación de riesgo. Cabe mencionar, que la asignación de la clasificación A1 no es considerada en los siguientes perfiles, ya que el número de empresas que posee esta clasificación es mínimo, por lo que la probabilidad de que ingrese este tipo de institución a la cartera se ve poco probable, según el modelo y sólo se le asignará en el caso que el banco lo estime conveniente.

### Perfil 1

Este tipo de deudor no presenta morosidad en el sistema, considerando protestos e infracciones laborales. Además, pertenece a un subsector económico específico (Comunicaciones, Agroindustria, Pesca, Silvicultura y extracción de madera, Inmobiliaria, Administración pública y defensa, Planes de seguridad social, Transporte y Servicios básicos) y presenta sólidos fundamentos financieros. La clasificación asociada a este perfil será de un A2.

### Perfil 2

Este tipo de deudor no presenta morosidad en el sistema, considerando protestos e infracciones laborales. Además, pertenece a un subsector económico específico (Fabricación de productos metálicos y no metálicos, Establecimientos financieros y seguros, Servicios prestados a empresas, Automotriz, Madera y Muebles, Servicios personales y Construcción) y presenta sólidos fundamentos financieros. La clasificación asociada a este perfil será de un A3.

### Perfil 3

Este tipo de deudor puede presentar morosidad en el sistema, pero con montos no significativos, no deberá tener protestos importantes como también infracciones laborales, pertenecen a un subsector económico específico (Ventas mayoristas, Productos plásticos y caucho, arriendos). Además, pertenece a un subsector económico específico y presenta sólidos fundamentos financieros. La clasificación asociada a este perfil será de un A4

### Perfil 4

Este tipo de deudor puede presentar morosidad en el sistema, pero con montos no significativos, no deberá tener protestos importantes como también infracciones laborales, pertenecen a un subsector económico específico (Agrícola, Industria alimentos, bebida y tabaco, industria textil, cuero y calzado, materiales de construcción, Ventas minoristas, transporte de cargas, Restaurantes, hoteles y casinos) los clientes que tengan este perfil, tendrán una clasificación de A5.



## Perfil 5

Este tipo de deudor puede presentar morosidad en el sistema, pero dependerá del monto de este, como también los protestos que tenga, los clientes que tengan este perfil, tendrán una clasificación de A6 o B1 dependiendo del criterio del analista. Además, pertenecen a un subsector específico (Fabricación de sustancias y productos químicos, Edición imprenta y papel (editoriales), transporte de pasajeros, supermercados y farmacias).

Tabla 10: Perfiles según tramo de score.

Perfil	SCORE		PD
	Mínimo	Máximo	
1	693	949	0,10%
2	649	694	0,93%
3	612	650	2,26%
4	589	613	4,58%
5	385	590	13,45%

Fuente: Elaboración propia

Es importante mencionar que la definición de cada perfil está sujeto a los resultados arrojados por el modelo. Es necesario definir para este tipo de cartera, diferentes segmentos o *clúster*<sup>11</sup> que puedan representar de mejor manera el comportamiento de cada cliente.

En este trabajo se quiso abordar toda la cartera comercial en un solo modelo, a pesar de que lo óptimo es dividirlo en grupos homogéneos. Sin embargo, los resultados obtenidos del perfilamiento son bastantes satisfactorios y cuantifican bien el riesgo en cada uno de los perfiles encontrados.

Finalmente, será necesario realizar un estudio de *clustering*<sup>12</sup> para determinar el número de segmentos y así aplicar distintos modelos a cada uno de ellos, empleando la misma metodología utilizada en este trabajo.

---

<sup>11</sup> Agrupación de elementos uniformes. Segmentación.

<sup>12</sup> Técnica para clasificar observaciones en grupos homogéneos y distintos entre sí.

## CAPITULO 4

### ANÁLISIS DE RESULTADOS

Los resultados obtenidos muestran un buen ajuste del modelo a los datos reales como también a la muestra de validación. El análisis cuantitativo para la clasificación de riesgo es posible realizarlo, siempre y cuando se tome como complemento de la evaluación individual. Si bien el modelo contiene un número reducido de variables, este es óptimo, ya que, si se contemplan todas las variables analizadas en el estudio, éste podría presentar un problema de sobreajuste, y dado el horizonte que se tomó para realizarlo, se tendría que calibrar a los meses siguiente.

Los resultados obtenidos tanto para la regresión como para el perfilamiento, fueron testeados para comprobar que el modelo presenta una buena bondad de ajuste y que en el largo plazo se acuerdan a la realidad de los datos, además logran separar por distintos niveles de riesgo, lo que hace que sea una herramienta útil a la hora de clasificar cumplimiento el objetivo del estudio.

Para comprobar los resultados obtenidos, se realizaron pruebas de *backtesting*, en la cual se tomó una muestra de validación, que corresponde al 30% de la base total. De esta manera es posible comprobar que el modelo funciona con datos reales en una muestra representativa.

#### 4.1 BACKTESTING DE PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO

El resultado del *backtesting*<sup>13</sup> de probabilidad de incumplimiento<sup>14</sup> muestra que el modelo se ajusta bastante bien a los datos reales, si bien no al 100%, pero si logra describir su comportamiento, ya que se busca pronosticar en el largo plazo la probabilidad real que un cliente caiga en incumplimiento. Dado lo anterior, la probabilidad del modelo está entono al promedio de la probabilidad real al 95% de confianza, como se muestra en la figura:

---

<sup>13</sup> El *Backtesting* es un procedimiento estadístico utilizado para validar la calidad y la precisión de un modelo.

<sup>14</sup> Probabilidad de incumplimiento como resultado del modelo de regresión logística.

Gráfico 5: *Backtesting* de Probabilidad de Incumplimiento.

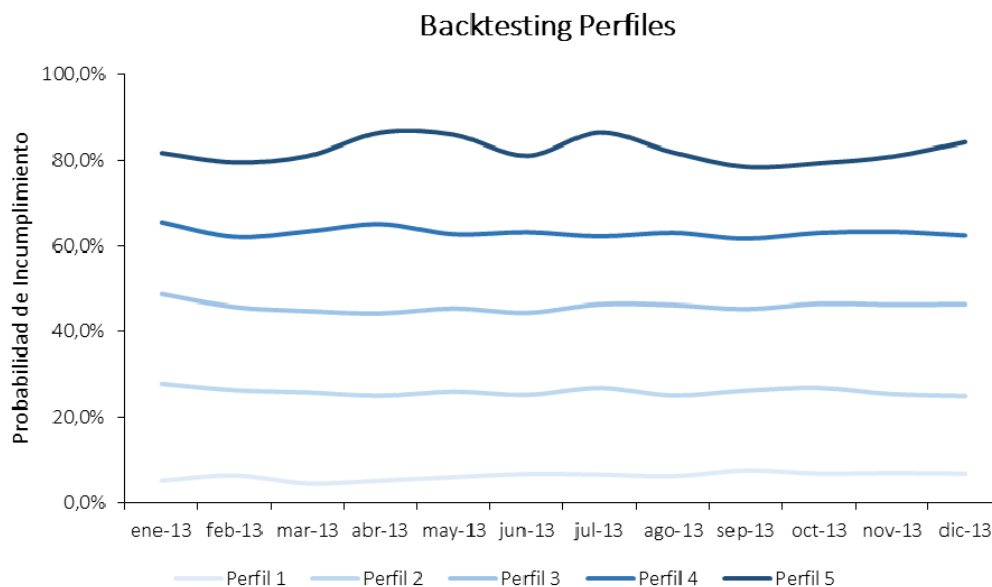


Fuente: Elaboración propia

#### 4.2 BACKTESTING DE PERFILES

Para la realización de esta prueba, se requirió contar con una muestra de validación que corresponde al 30% de los casos totales. El resultado del *backtesting* de perfiles según su *bad rate*, describe bien la separación que existe entre un perfil y otro, según su grado de riesgo o probabilidad de incumplimiento a través del tiempo. Es preciso mencionar, que, para mantener este modelo, es necesario realizar calibraciones e incorporar mayor información, ya que los *bad rate* cambian a través del tiempo y la regresión, como se mencionó anteriormente, no incorpora una ventana suficiente o ciclo económico completo.

Gráfico 6: *Backtesting Bad Rates* perfiles.



Fuente: Elaboración propia

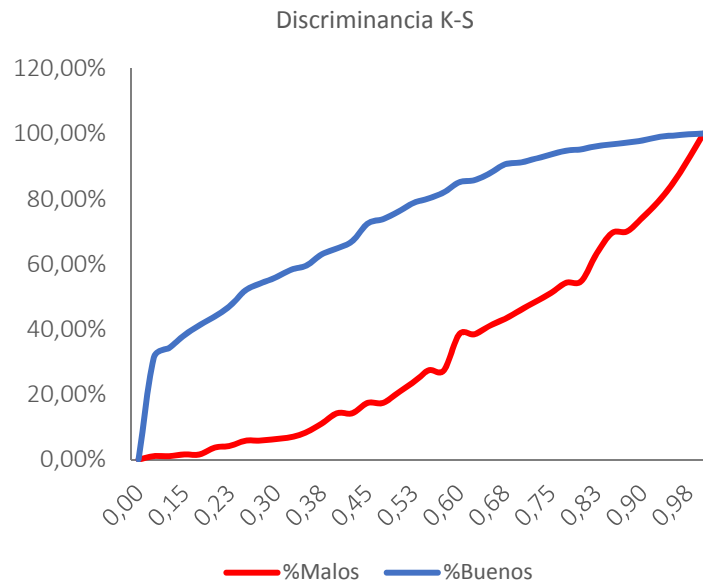
### 4.3 PODER PREDICTIVO DEL MODELO

Para demostrar el poder predictivo que tiene el modelo, se realizaron diferentes pruebas, en donde principalmente se estimó la discriminancia que tiene la variable resultado respecto a las variables independiente. Tanto la prueba KS como ROC muestran un buen poder predictivo dentro y fuera de muestra. Los resultados independientes son expuestos a continuación.

#### 4.3.1 TEST KOLMOGOROV – SMIRNOV (KS)

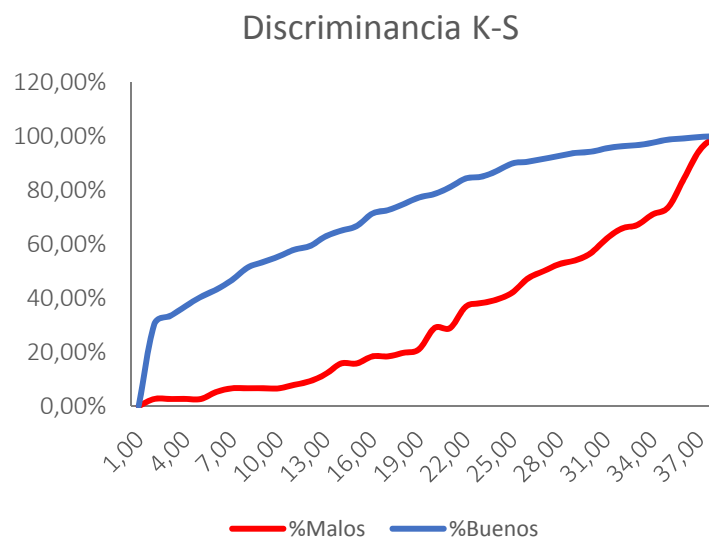
El test de KS muestra el poder discriminante que tiene el modelo entre buenos y malos pagadores. Se grafican las frecuencias acumuladas de ambas muestras (buenos y malos) y luego se calcula la máxima diferencia que existe entre ellas en términos absolutos. En este caso, entre los que presentan mora mayor o igual a 90 días o los que no. En este caso para la muestra de construcción el resultado es de 56,36% (70%) y para la base de validación (30%) es de 56,28% lo que demuestra un gran grado de discriminación, en otras palabras, el modelo discrimina bien entre malos y buenos pagadores.

Gráfico 7: Test KS para base de construcción.



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 8: Test KS para base de validación.

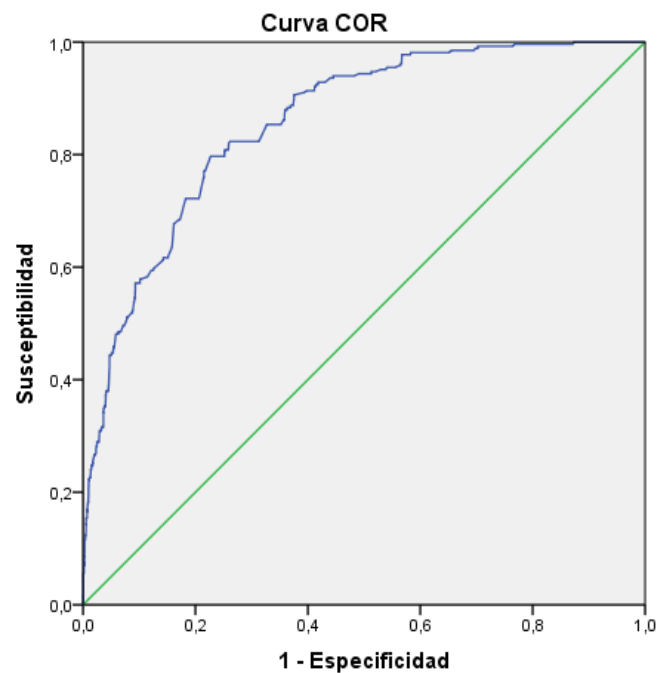


Fuente: Elaboración propia

### 4.3.2 CURVA ROC

La curva ROC cuantifica la capacidad de un indicador, en este caso el default, para discriminar entre buenos y malos pagadores. Es decir, mientras mayor sea el área bajo la curva (AUC) las distribuciones entre buenos y malos estarán menos solapadas, por lo que el modelo tiene un poder de discriminación alto. El resultado arrojado para este modelo muestra un AUC de 85,7% bastante bueno para el tipo de cartera.

Gráfico 9: Curva ROC.



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

Fuente: Elaboración propia en IBM SPSS Statistics V.22

## CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo fue crear una herramienta cuantitativa que sirva para la gestión de riesgo crédito de la institución, con el propósito de poder clasificar a los clientes que ingresen al banco, y asignarles las categorías de riesgo que expone la SBIF en el compendio de normas contables, para la cartera de evaluación individual.

La creación de esta herramienta, no es reemplazar el criterio experto que existe en el banco, sino que apoyar en la gestión diaria y tener un parámetro objetivo para la clasificación de los clientes. Además, el complemento de este modelo junto con el análisis cualitativo del analista y ejecutivo, logrará que el resultado final sea más óptimo, eliminando parte del análisis subjetivo. Dado lo anterior, el área de riesgo podrá tener argumentos aún más sólidos para defender la clasificación de clientes, ya que la primera clasificación la realiza el área comercial, por lo que podrían tener algún incentivo perverso para clasificar clientes en mejores categorías con el fin de mejorar su *spread*, generando más y mayores colocaciones a un cliente, que quizás no cumplirá con estas obligaciones, teniendo un impacto en las provisiones, ya que se estarían subestimando.

Adicionalmente, para sustentar este análisis y comprobar que el modelo tiene validez con los datos reales, se hicieron pruebas de *backtesting* tanto para la probabilidad de incumplimiento de regresión logística como para los perfiles obtenidos mediante el árbol de clasificación, logrando resultados razonables y acordes a los parámetros establecidos. Sin embargo, dado a las deficiencias descritas en este estudio respecto a la información, será necesario calibrar e incorporar nuevas técnicas que puedan mejorar este modelo, ayudando a una mejor gestión del riesgo de crédito para esta cartera.

Finalmente, este estudio queda sujeto a mejoras por parte del banco, si se desea implementar, con el objetivo de exponer estos análisis de manera clara y precisa a las entidades regulatorias correspondientes.

## RECOMENDACIONES

Las principales recomendaciones de este estudio se relacionan con el manejo del modelo anteriormente construido y en la mejora continua del mismo.

En primer lugar, y como se menciona en el estudio, el objetivo final de este trabajo no es reemplazar el criterio del analista para clasificar clientes, sino que complementarlo con una herramienta cuantitativa y objetiva que permita mitigar la subjetividad que se puede generar en el análisis mismo.

La decisión final en cuanto a la clasificación de riesgo será exclusiva del banco y no pasará sólo y únicamente por el modelo, como se mencionó anteriormente, será sólo un complemento que ayude a la toma de decisiones del área en encargada de la admisión y clasificación de los clientes en esta etapa. Además, los criterios de clasificación final deben ir alineados a la normativa vigente, expuesta por la SBIF.

Cabe mencionar que la metodología para el cálculo de este modelo se basa en información histórica, por lo que se debe ajustar a los cambios en el comportamiento de los clientes, como también en el entorno. Esto es, ya que como se mencionaba en las delimitaciones, la ventana de información no logra capturar las fluctuaciones que se pudieran llegar a producir en un ciclo económico.

Respecto a la implementación de este modelo en el banco, si es que se llevase a cabo, este deberá pasar por un periodo de prueba o marcha blanca, en donde podrían ajustarse nuevamente los ponderadores y los perfiles de riesgo definidos. La idea es que, durante ese periodo, el banco pueda comparar los resultados del modelo con el criterio del analista y ver las diferencias entre ambas, si es que existiesen.

Por otra parte, el área de riesgo crédito deberá hacer seguimiento continuo de este modelo, proporcionando mayor información y mejorándolo. Es por eso que mantener información de calidad y sin pérdida de ésta es primordial para cualquier análisis de este tipo, ya que asegura un resultado óptimo y robusto de los futuros modelos.

Finalmente, este estudio se deja a disposición del banco como también de la Universidad para nuevas técnicas y mejoras que se deseen implementar.



## REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] Ochoa, J. Galeano, W. Gabriel, L. “Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera”, Perfil de Coyuntura Económica, 2010.
- [2] Altman, E. “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy” Journal of Finance, 1968.
- [3] Coloma, P. Guajardo, J. Miranda, J. Weber, R. “Modelos analíticos para el manejo del riesgo de crédito”. Tren Management, 2006.
- [4] Larraín, C. “Banco Estado Microcréditos: Lecciones de un modelo exitoso”, Unidad de Estudios del Desarrollo, División de Desarrollo Económico, 2007.
- [5] Engel, C. “Credit Portfolio Risk: Modeling, Estimation and Backtesting”, 2008.
- [6] Espin-García, O. Rodríguez Caballero, C.”Metodología para un scoring de clientes sin referencias crediticias”, 2013.
- [7] SBIF. Compendio de Normas Contables. Sitio Web Sbif. <[www.sbif.cl](http://www.sbif.cl)>.
- [8] Bravo, C. Maldonado, S. Weber, R. “Model Follow-Up in Logistic Regression Models”. Chile, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas, 2009.
- [9] Bravo, C. Maldonado, S. Weber, R. “Experiencias Prácticas en la Medición de Riesgo Crediticio de Microempresarios utilizando Modelos de Credit Scoring”. Chile, Universidad de Chile, Facultad de ciencias Físicas y Matemáticas, 2010.
- [10] U. Fayyad. Data mining and knowledge discovery- making sense out of data. IEEE Expert-Intelligent Systems and Their Aplications, 1996.
- [11] N. SIDDIQI, “Credit Risk Scorecard” New Jersey: Wiley, 2006.
- [12] Gutiérrez, M. “Modelos de Credit Scoring: Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué”, 2007.
- [13] SPSS INC. SPSS Classification Trees™ 13.0. Irlanda, SPSS Inc., 2004
- [14] SPSS INC. SPSS Regression Models™ 13.0. Irlanda, SPSS Inc., 2004

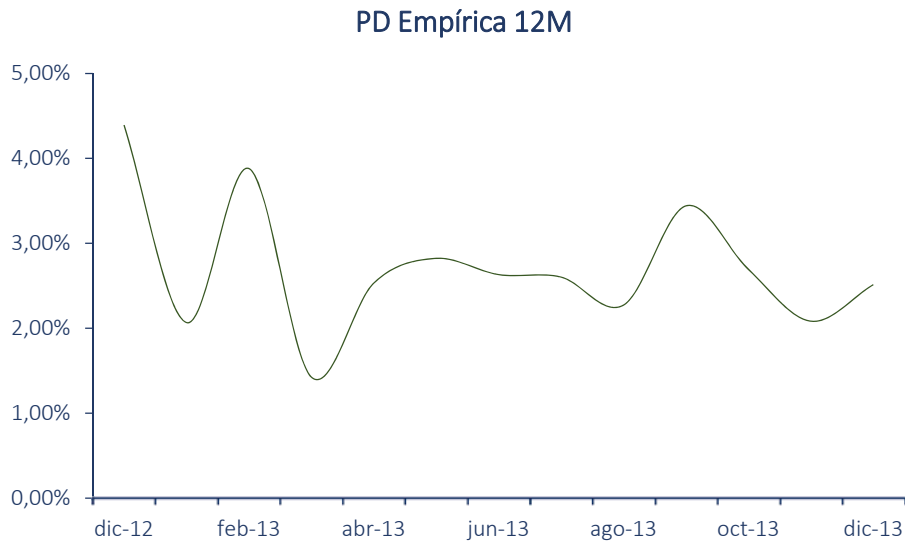
## ANEXOS

### Anexo 1: Descriptivo de default por mes

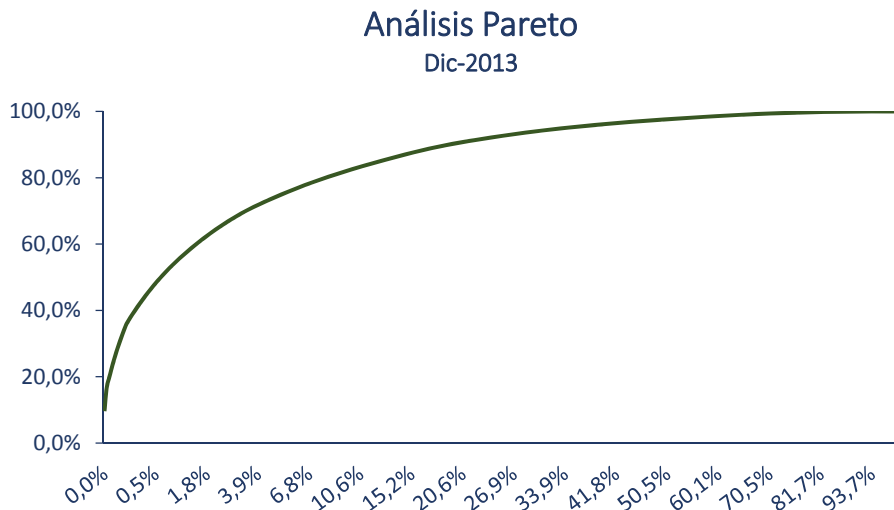
Periodo	N°Obs	Default	PD
ene-12	476	7	1,47%
feb-12	372	6	1,61%
mar-12	443	10	2,26%
abr-12	419	8	1,91%
may-12	437	13	2,97%
jun-12	492	15	3,05%
jul-12	404	11	2,72%
ago-12	485	8	1,65%
sep-12	311	3	0,96%
oct-12	415	9	2,17%
nov-12	462	10	2,16%
dic-12	387	17	4,39%
ene-13	387	8	2,07%
feb-13	335	13	3,88%
mar-13	421	6	1,43%
abr-13	474	12	2,53%
may-13	496	14	2,82%
jun-13	494	13	2,63%
jul-13	538	14	2,60%
ago-13	528	12	2,27%
sep-13	465	16	3,44%
oct-13	557	15	2,69%
nov-13	576	12	2,08%
dic-13	557	14	2,51%

## Anexo 2: Grafico PD Empírica

PD empírica de 12 meses de la cartera comercial individual. Las colocaciones son de origen y no de stock.



Adicionalmente, se agrega un análisis de Pareto, el cual indica qué porcentaje de clientes posee el 80% de la colocación de la cartera comercial individual.



El 7,9% de los clientes de esta cartera posee el 80% de las colocaciones comerciales, para el mes de diciembre 2013.

### Anexo 3: Tipo de variables usadas en el estudio

N°	VARIABLE	TIPO	N°	VARIABLE	TIPO	N°	VARIABLE	TIPO	N°	VARIABLE	TIPO	N°	VARIABLE	TIPO
1	id	IDENTIFICADOR	41	TCART	GESTION	81	MOR_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	121	MOR_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	161	PAT1	BALANCE
2	OP	IDENTIFICADOR	42	GTIA_TOP	ESTADO	82	VEN_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	122	VEN_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	162	PAT2	BALANCE
3	RUT_PER	IDENTIFICADOR	43	SGR_TEN	ESTADO	83	VENM3A_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	123	VENM3A_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	163	PAT3	BALANCE
4	RUT_PER12M	IDENTIFICADOR	44	GTIAEST_TEN	ESTADO	84	CAST_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	124	CAST_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	164	PAT4	BALANCE
5	RUT_NPER	IDENTIFICADOR	45	FECHA_CURSE	IDENTIFICADOR	85	DIR_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	125	DIR_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	165	PAT5	BALANCE
6	CARTERA	GESTION	46	TEN_GAR	ESTADO	86	COM_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	126	COM_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	166	PAT6	BALANCE
7	FECHAING	IDENTIFICADOR	47	TIPO_GAR	ESTADO	87	CON_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	127	CON_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	167	PAT7	BALANCE
8	PROD	GESTION	48	TEN_GAR_GEN	ESTADO	88	HIP_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	128	HIP_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	168	TPAS	BALANCE
9	DMORA1	COMPORTAMIENTO	49	MON_GAR_ESP	ESTADO	89	CONT_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	129	CONT_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	169	EERR1	BALANCE
10	DMORA2	COMPORTAMIENTO	50	MON_GAR_GEN	ESTADO	90	DIR_VIG_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	130	CREC_SBIF6M	COMPORTAMIENTO	170	EERR2	BALANCE
11	DMORA3	COMPORTAMIENTO	51	DIR_VIG_SBIF	COMPORTAMIENTO	91	MOR_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	131	TEN_BALANCE	IDENTIFICADOR	171	EERR3	BALANCE
12	DMORA4	COMPORTAMIENTO	52	MOR_SBIF	COMPORTAMIENTO	92	VEN_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	132	FECHA_BALANCE	IDENTIFICADOR	172	EERR4	BALANCE
13	DMORA5	COMPORTAMIENTO	53	VEN_SBIF	COMPORTAMIENTO	93	VENM3A_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	133	TIPO_BALANCE	GESTION	173	EERR5	BALANCE
14	DMORA6	COMPORTAMIENTO	54	VENM3A_SBIF	COMPORTAMIENTO	94	CAST_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	134	AUD	GESTION	174	EERR6	BALANCE
15	DMORA7	COMPORTAMIENTO	55	CAST_SBIF	COMPORTAMIENTO	95	DIR_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	135	ACT1	BALANCE	175	EERR7	BALANCE
16	DMORA8	COMPORTAMIENTO	56	DIR_SBIF	COMPORTAMIENTO	96	COM_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	136	ACT2	BALANCE	176	EERR8	BALANCE
17	DMORA9	COMPORTAMIENTO	57	COM_SBIF	COMPORTAMIENTO	97	CON_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	137	ACT3	BALANCE	177	EERR9	BALANCE
18	DMORA10	COMPORTAMIENTO	58	CON_SBIF	COMPORTAMIENTO	98	HIP_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	138	ACT4	BALANCE	178	EERR10	BALANCE
19	DMORA11	COMPORTAMIENTO	59	HIP_SBIF	COMPORTAMIENTO	99	CONT_SBIF3UM	COMPORTAMIENTO	139	ACT5	BALANCE	179	EERR11	BALANCE
20	DMORA12	COMPORTAMIENTO	60	CONT_SBIF	COMPORTAMIENTO	100	DIR_VIG_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	140	ACT6	BALANCE	180	EERR12	BALANCE
21	DMORA13	COMPORTAMIENTO	61	N_PROT_6M	COMPORTAMIENTO	101	MOR_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	141	ACT7	BALANCE	181	EERR13	BALANCE
22	MORA1	COMPORTAMIENTO	62	MON_PROT_6M	COMPORTAMIENTO	102	VEN_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	142	ACT8	BALANCE	182	EERR14	BALANCE
23	MORA2	COMPORTAMIENTO	63	N_INFR_6M	COMPORTAMIENTO	103	VENM3A_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	143	ACT9	BALANCE	183	LIQ1	BALANCE
24	MORA3	COMPORTAMIENTO	64	MON_INFR_6M	COMPORTAMIENTO	104	CAST_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	144	ACT10	BALANCE	184	LIQ2	BALANCE
25	CV	COMPORTAMIENTO	65	N_MUL_6M	COMPORTAMIENTO	105	DIR_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	145	ACT11	BALANCE	185	LIQ3	BALANCE
26	TRAMO_MORA	COMPORTAMIENTO	66	MON_MUL_6M	COMPORTAMIENTO	106	COM_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	146	ACT12	BALANCE	186	LIQ4	BALANCE
27	SECTOR	GESTION	67	FECHACTACTE	IDENTIFICADOR	107	CON_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	147	ACT13	BALANCE	187	LIQ5	BALANCE
28	SUBSECTOR	GESTION	68	ACTACTE	GESTION	108	HIP_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	148	ACT14	BALANCE	188	LIQ6	BALANCE
29	SEGMENTO	GESTION	69	TEN_CTACTE	GESTION	109	CONT_SBIF4UM	COMPORTAMIENTO	149	ACT15	BALANCE	189	LIQ7	BALANCE
30	GERENCIA_COM	GESTION	70	DIR_VIG_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	110	DIR_VIG_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	150	ACT16	BALANCE	190	END1	BALANCE
31	CR	GESTION	71	MOR_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	111	MOR_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	151	ACT17	BALANCE	191	END2	BALANCE
32	CRA	GESTION	72	VEN_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	112	VEN_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	152	TACT	BALANCE	192	END3	BALANCE
33	COL	ESTADO	73	VENM3A_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	113	VENM3A_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	153	PAS1	BALANCE	193	END4	BALANCE
34	PROV	ESTADO	74	CAST_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	114	CAST_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	154	PAS2	BALANCE	194	END5	BALANCE
35	RENE	GESTION	75	DIR_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	115	DIR_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	155	PAS3	BALANCE	195	END6	BALANCE
36	RENOV	GESTION	76	COM_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	116	COM_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	156	PAS4	BALANCE	196	END7	BALANCE
37	MGAR_REAL	ESTADO	77	CON_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	117	CON_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	157	PAS5	BALANCE	197	REN1	BALANCE
38	MGAR_FIN	ESTADO	78	HIP_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	118	HIP_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	158	PAS6	BALANCE	198	REN2	BALANCE
39	MAF	ESTADO	79	CONT_SBIF1UM	COMPORTAMIENTO	119	CONT_SBIF5UM	COMPORTAMIENTO	159	PAS7	BALANCE	199	REN3	BALANCE
40	MREC	GESTION	80	DIR_VIG_SBIF2UM	COMPORTAMIENTO	120	DIR_VIG_SBIF6UM	COMPORTAMIENTO	160	PAS8	BALANCE			

#### Anexo 4: Ranking de variables Chi-cuadrado método CHAID.

Variable	Descripción	Chi-cuadrado	Variable	Descripción	Chi-cuadrado
MOR_SBIF	Monto mora SBIF mes de course	243,63	DIR_VIG_SBIF	Deuda directa vigente SBIF mes de course	66,84
GERENCIA_COM	Gerencia comercial	227,74	SECTOR	Sector económico	66,66
N_PROT_U6M	Número de protestos últimos seis meses previo al course	223,46	ACT1	Caja Y Bancos	64,98
MON_PROT_U6M	Monto de protestos últimos seis meses previo al course	223,46	ACT3	Doc. Y Ctas. Por Cobrar Del Giro	64,81
VEN_SBIF	Cartera vencida SBIF mes de course	184,31	END1	Leverage Contable (Veces)	64,52
PROD	Producto	181,77	LIQ6	Capital De Trabajo (Monto)	64,36
N_INFR_U6M	Número de infracciones últimos seis meses previo al course	168,19	LIQ7	Cobertura Del Capital De Trabajo (Meses)	63,90
MON_INFR_U6M	Monto de infracciones últimos seis meses previo al course	168,19	ACT7	Impuestos Por Recuperar	61,73
MOR_SBIF1UM	Mora SBIF último mes previo al course	167,83	ACT15	Ctas. Por Cobrar Ee.Rr L/P	61,22
SUBSECTOR	Subsector económico	148,71	VEN_SBIF2UM	Cartera vencida SBIF últimos dos meses previo al course	61,06
MOR_SBIF6UM	Mora SBIF últimos seis meses previo al course	132,04	END3	Pasivo Exigible/Ebitda (Veces)	60,24
PAS5	Total Pasivo Circulante	110,97	END6	Ciclo Operacional (Días)	58,94
PAS1	Deudas Bancarias C/P	107,13	EERR14	Utilidad Neta	58,82
TACT	Total Activos	102,62	LIQ1	Razón Corriente (Veces)	58,76
TPAS	Total Pasivos	102,62	PAT5	Utilidades Del Ejercicio	58,66
MOR_SBIF4UM	Mora SBIF últimos cuatro meses previo al course	101,24	ACT10	Bienes Raíces	57,53
PAS8	Total Pasivo Exigible	100,88	MOR_SBIF5UM	Mora SBIF últimos cinco meses previo al course	56,26
VEN_SBIF1UM	Cartera vencida SBIF último mes previo al course	96,21	EERR2	Costos Directos De Producción	56,20
SEGMENTO	Segmento de clientes banca empresas	95,33	ACT5	Varios Deudores	54,08
MOR_SBIF3UM	Mora SBIF últimos tres meses previo al course	90,80	END5	Ebitda/(Amortizaciones + Int. Financieros) (Veces)	53,33
MOR_SBIF2UM	Mora SBIF últimos dos meses previo al course	83,94	PAT2	Capital Pagado	52,36
EERR12	Utilidad Antes Imptos.	77,50	CONT_SBIF	Deuda contingente SBIF mes de course	52,26
SGR_TEN	Tenencia de garantía SGR	75,94	ACT12	Activos En Leasing	51,37
ACT4	Inventarios	73,64	DIR_SBIF1UM	Deuda directa SBIF último mes previo al course	51,08
MON_GAR_ESP	Monto garantía específica	71,18	DIR_VIG_SBIF1UM	Deuda directa vigente SBIF último mes previo al course	50,84
PAS2	Dctos. Y Ctas. Por Pagar Del Giro	70,18	PAT3	Reservas	50,57
DIR_SBIF	Deuda directa SBIF mes de course	69,91	ACT17	Total Otros Activos	50,42
ACT9	Total Activos Circulantes	68,95	EERR7	Corrección Monetaria	50,40
MAF	Monto deducido de la exposición por avales y fianzas	67,34	CONT_SBIF1UM	Deuda contingente SBIF último mes previo al course	48,35
END4	Ebitda/Int. Financieros (Veces)	67,16	PAT4	Revalorizaciones	48,30

Variable	Descripción	Chi-cuadrado	Variable	Descripción	Chi-cuadrado
END2	Leverage Ajustado (Veces)	47,96	ACT13	Depreciación Acumulada	33,26
CON_SBIF	Deuda consumo SBIF mes de curse	47,17	DIR_SBIF5UM	Deuda directa SBIF últimos cinco meses previo al curse	33,18
ACTACTE	Antigüedad en cuenta corriente	46,03	COM_SBIF5UM	Deuda comercial SBIF últimos cinco meses previo al curse	33,17
EERR13	Impuesto Renta	45,86	ACT14	Activo Fijo Neto	32,79
COM_SBIF	Deuda comercial SBIF mes de curse	45,54	DIR_VIG_SBIF6UM	Deuda directa vigente SBIF últimos seis meses previo al curse	32,38
CON_SBIF1UM	Deuda consumo SBIF último mes previo al curse	45,45	LIQ4	Permanencia De Los Inventarios (Días)	32,27
LIQ5	Permanencia De Las Ctas. Por Pagar (Días)	44,94	AUD	Balance auditado (dummy)	30,93
DIR_VIG_SBIF2UM	Deuda directa vigente SBIF últimos dos meses previo al curse	43,70	PAS7	Total Pasivos A Largo Plazo	30,38
ACT2	Valores Mobiliarios	42,43	CON_SBIF2UM	Deuda consumo SBIF últimos dos meses previo al curse	29,98
DIR_SBIF2UM	Deuda directa SBIF últimos dos meses previo al curse	42,28	CON_SBIF3UM	Deuda consumo SBIF últimos tres meses previo al curse	29,52
REN1	Utilidad Neta/(Patrimonio - Utilidad Neta)	40,88	GTIA_TOP	Garantía topada	28,92
CONT_SBIF5UM	Deuda contingente SBIF últimos cinco meses previo al curse	40,87	LIQ2	Razón Ácida (Veces)	28,67
CONT_SBIF6UM	Deuda contingente SBIF últimos seis meses previo al curse	40,87	VENM3A_SBIF1UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años último mes previo al curse	28,29
PAS3	Provisiones, Retenciones E Imptos.	40,41	COM_SBIF6UM	Deuda comercial SBIF últimos seis meses previo al curse	28,21
ACT16	Otros Activos	40,13	COM_SBIF4UM	Deuda comercial SBIF últimos cuatro meses previo al curse	28,14
DIR_SBIF4UM	Deuda directa SBIF últimos cuatro meses previo al curse	39,27	CON_SBIF5UM	Deuda consumo SBIF últimos cinco meses previo al curse	27,74
CONT_SBIF4UM	Deuda contingente SBIF últimos cuatro meses previo al curse	38,91	CON_SBIF6UM	Deuda consumo SBIF últimos seis meses previo al curse	27,17
PAT7	Patrimonio	37,26	DIR_VIG_SBIF5UM	Deuda directa vigente SBIF últimos cinco meses previo al curse	26,19
EERR9	Otros Ingresos	36,76	COM_SBIF3UM	Deuda comercial SBIF últimos tres meses previo al curse	25,00
CONT_SBIF2UM	Deuda contingente SBIF últimos dos meses previo al curse	36,70	CON_SBIF4UM	Deuda consumo SBIF últimos cuatro meses previo al curse	24,61
VEN_SBIF3UM	Cartera vencida SBIF últimos tres meses previo al curse	36,68	EERR5	Ebitda	23,05
ACT8	Ctas. Por Cobrar Ee.Rr C/P	36,15	EERR6	Depreciaciones	22,79
ACT6	Gastos Pagados Por Anticipado	36,12	REN2	Utilidad Neta/Activos Totales	22,50
EERR3	Margen De Explotacion	35,21	VEN_SBIF5UM	Cartera vencida SBIF últimos cinco meses previo al curse	21,56
CONT_SBIF3UM	Deuda contingente SBIF últimos tres meses previo al curse	35,18	REN3	Utilidad Neta/Ventas	21,37
DIR_SBIF6UM	Deuda directa SBIF últimos seis meses previo al curse	34,95	END7	Endeudamiento Operacional (Días)	21,17
DIR_VIG_SBIF3UM	Deuda directa vigente SBIF últimos tres meses previo al curse	34,08	COL	Colocación Origen	21,00
EERR1	Ventas Del Periodo	34,08	COM_SBIF1UM	Deuda comercial SBIF último mes previo al curse	18,99
DIR_SBIF3UM	Deuda directa SBIF últimos tres meses previo al curse	34,01	ACT11	Otros Activos Fijos	18,80
DIR_VIG_SBIF4UM	Deuda directa vigente SBIF últimos cuatro meses previo al curse	33,98	LIQ3	Permanencia De Las Ctas. Por Cobrar (Días)	18,68

Variable	Descripción	Chi-cuadrado	Variable	Descripción	Chi-cuadrado
ACT13	Depreciación Acumulada	33,26	GTIAEST_TEN	Tenencia de gatantía estatal	17,50
DIR_SBIF5UM	Deuda directa SBIF últimos cinco meses previo al curse	33,18	VEN_SBIF4UM	Cartera vencida SBIF últimos cuatro meses previo al curse	16,66
COM_SBIF5UM	Deuda comercial SBIF últimos cinco meses previo al curse	33,17	PAS6	Deuda Banco L/P	16,10
ACT14	Activo Fijo Neto	32,79	COM_SBIF2UM	Deuda comercial SBIF últimos dos meses previo al curse	15,84
DIR_VIG_SBIF6UM	Deuda directa vigente SBIF últimos seis meses previo al curse	32,38	EERR11	Gastos Financieros	14,94
LIQ4	Permanencia De Los Inventarios (Días)	32,27	EERR10	Otros Gastos	14,73
AUD	Balance auditado (dummy)	30,93	EERR4	Gastos De Administración Y Ventas	12,77
PAS7	Total Pasivos A Largo Plazo	30,38	MON_GAR_GEN	Monto garantía general	11,77
CON_SBIF2UM	Deuda consumo SBIF últimos dos meses previo al curse	29,98	CREC_SBIF6M	Crecimiento de deuda SBIF últimos seis meses	9,79
CON_SBIF3UM	Deuda consumo SBIF últimos tres meses previo al curse	29,52	VEN_SBIF6UM	Cartera vencida SBIF últimos seis meses previo al curse	7,95
GTIA_TOP	Garantía topada	28,92	TEN_GAR	Tenencia de garantía	7,78
LIQ2	Razón Ácida (Veces)	28,67	VENM3A_SBIF2UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años últimos dos meses previo al curse	7,77
VENM3A_SBIF1UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años último mes previo al curse	28,29	VENM3A_SBIF4UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años últimos cuatro meses previo al curse	7,31
COM_SBIF6UM	Deuda comercial SBIF últimos seis meses previo al curse	28,21	PAS4	Deuda L/P Vencimiento En C/P	7,07
COM_SBIF4UM	Deuda comercial SBIF últimos cuatro meses previo al curse	28,14	TEN_GAR_GEN	Tenencia de garantía general	4,84
CON_SBIF5UM	Deuda consumo SBIF últimos cinco meses previo al curse	27,74	PAT6	Retiros	4,77
CON_SBIF6UM	Deuda consumo SBIF últimos seis meses previo al curse	27,17	HIP_SBIF1UM	Deuda hipotecaria SBIF último mes previo al curse	3,69
DIR_VIG_SBIF5UM	Deuda directa vigente SBIF últimos cinco meses previo al curse	26,19	TEN_CTACTE	Tenencia de cuenta corriente	3,14
COM_SBIF3UM	Deuda comercial SBIF últimos tres meses previo al curse	25,00	MGAR_FIN	Monto deducido de la exposición por garantías financieras	3,13
CON_SBIF4UM	Deuda consumo SBIF últimos cuatro meses previo al curse	24,61	VENM3A_SBIF5UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años últimos cinco meses previo al curse	2,60
EERR5	Ebitda	23,05	N_MUL_U6M	Número de multas últimos seis meses previo al curse	2,58
EERR6	Depreciaciones	22,79	MON_MUL_U6M	Monto de multas últimos seis meses previo al curse	2,58
REN2	Utilidad Neta/Activos Totales	22,50	HIP_SBIF3UM	Deuda hipotecaria SBIF últimos tres meses previo al curse	2,47
VEN_SBIF5UM	Cartera vencida SBIF últimos cinco meses previo al curse	21,56	TIPO_BALANCE	Tipo de balance	1,84
REN3	Utilidad Neta/Ventas	21,37	HIP_SBIF4UM	Deuda hipotecaria SBIF últimos cuatro meses previo al curse	1,82
END7	Endeudamiento Operacional (Días)	21,17	HIP_SBIF5UM	Deuda hipotecaria SBIF últimos cinco meses previo al curse	1,82
COL	Colocación Origen	21,00	HIP_SBIF6UM	Deuda hipotecaria SBIF últimos seis meses previo al curse	1,60
COM_SBIF1UM	Deuda comercial SBIF último mes previo al curse	18,99	EERR8	Castigos	1,57
ACT11	Otros Activos Fijos	18,80	VENM3A_SBIF3UM	Impago SBIF entre 180 días y < 3 años últimos tres meses previo al curse	1,52
LIQ3	Permanencia De Las Ctas. Por Cobrar (Días)	18,68	HIP_SBIF2UM	Deuda hipotecaria SBIF últimos dos meses previo al curse	1,48

## Anexo 5: Ranking Chi- Cuadrado seleccionadas con primer filtro.

Variable	Descripción	Chi-cuadrado	Variable	Descripción	Chi-cuadrado
MOR_SBIF	Monto mora SBIF mes de curse	243,63	END4	Ebitda/Int. Financieros (Veces)	67,16
GERENCIA_COM	Gerencia comercial	227,74	DIR_VIG_SBIF	Deuda directa vigente SBIF mes de curse	66,84
N_PROT_U6M	Número de protestos últimos seis meses previo al curse	223,46	SECTOR	Sector económico	66,66
MON_PROT_U6M	Monto de protestos últimos seis meses previo al curse	223,46	ACT1	Caja Y Bancos	64,98
VEN_SBIF	Cartera vencida SBIF mes de curse	184,31	ACT3	Doc. Y Ctas. Por Cobrar Del Giro	64,81
PROD	Producto	181,77	END1	Leverage Contable (Veces)	64,52
N_INFR_U6M	Número de infracciones últimos seis meses previo al curse	168,19	LIQ6	Capital De Trabajo (Monto)	64,36
MON_INFR_U6M	Monto de infracciones últimos seis meses previo al curse	168,19	LIQ7	Cobertura Del Capital De Trabajo (Meses)	63,90
MOR_SBIF1UM	Mora SBIF último mes previo al curse	167,83	ACT7	Impuestos Por Recuperar	61,73
SUBSECTOR	Subsector económico	148,71	ACT15	Ctas. Por Cobrar Ee.Rr L/P	61,22
MOR_SBIF6UM	Mora SBIF últimos seis meses previo al curse	132,04	VEN_SBIF2UM	Cartera vencida SBIF últimos dos meses previo al curse	61,06
PAS5	Total Pasivo Circulante	110,97	END3	Pasivo Exigible/Ebitda (Veces)	60,24
PAS1	Deudas Bancarias C/P	107,13	END6	Ciclo Operacional (Días)	58,94
TACT	Total Activos	102,62	EERR14	Utilidad Neta	58,82
TPAS	Total Pasivos	102,62	LIQ1	Razón Corriente (Veces)	58,76
MOR_SBIF4UM	Mora SBIF últimos cuatro meses previo al curse	101,24	PAT5	Utilidades Del Ejercicio	58,66
PAS8	Total Pasivo Exigible	100,88	ACT10	Bienes Raíces	57,53
VEN_SBIF1UM	Cartera vencida SBIF último mes previo al curse	96,21	MOR_SBIF5UM	Mora SBIF últimos cinco meses previo al curse	56,26
SEGMENTO	Segmento de clientes banca empresas	95,33	EERR2	Costos Directos De Producción	56,20
MOR_SBIF3UM	Mora SBIF últimos tres meses previo al curse	90,80	ACT5	Varios Deudores	54,08
MOR_SBIF2UM	Mora SBIF últimos dos meses previo al curse	83,94	END5	Ebitda/(Amortizaciones + Int. Financieros) (Veces)	53,33
EERR12	Utilidad Antes Imptos.	77,50	PAT2	Capital Pagado	52,36
SGR_TEN	Tenencia de garantía SGR	75,94	CONT_SBIF	Deuda contingente SBIF mes de curse	52,26
ACT4	Inventarios	73,64	ACT12	Activos En Leasing	51,37
MON_GAR_ESP	Monto garantía específica	71,18	DIR_SBIF1UM	Deuda directa SBIF último mes previo al curse	51,08
PAS2	Dctos. Y Ctas. Por Pagar Del Giro	70,18	DIR_VIG_SBIF1UM	Deuda directa vigente SBIF último mes previo al curse	50,84
DIR_SBIF	Deuda directa SBIF mes de curse	69,91	PAT3	Reservas	50,57
ACT9	Total Activos Circulantes	68,95	ACT17	Total Otros Activos	50,42
MAF	Monto deducido de la exposición por avales y fianzas	67,34	EERR7	Corrección Monetaria	50,40



Anexo 6: Discretización de variables. WOE e IV.

**MOR\_SBIF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF_d'	1	10108	192	10300	95%	72%	0,272	0,062
	2	557	74	631	5%	28%	-1,673	0,378
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,440

**'GERENCIA\_COM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
GERENCIA_COM_d'	1	2708	65	2773	25%	24%	0,038	0,000
	2	4510	58	4568	42%	22%	0,662	0,136
	3	2726	128	2854	26%	48%	-0,633	0,143
	4	678	0	678	6%	0%	-2,756	-0,175
	5	43	15	58	0%	6%	-2,638	0,138
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,242

**'N\_PROT\_U6M\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
N_PROT_U6M_d'	1	10331	212	10543	97%	80%	0,195	0,033
	2	334	54	388	3%	20%	-1,869	0,321
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,354

**'MON\_PROT\_U6M\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MON_PROT_U6M_d'	1	10331	212	10543	97%	80%	0,195	0,033
	2	334	54	388	3%	20%	-1,869	0,321
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,354

**'VEN\_SBIF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
VEN_SBIF_d'	1	10590	243	10833	99%	91%	0,083	0,007
	2	75	23	98	1%	9%	-2,509	0,199
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,206

**'PROD\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PROD_d'	1	335	1	336	3%	0%	2,123	0,059
	2	6998	190	7188	66%	71%	-0,085	0,005
	3	901	75	976	8%	28%	-1,205	0,238
	4	2431	0	2431	23%	0%	-1,479	-0,337
Total		10665	266	10931	100%	100%		-0,035

**'N\_INFR\_U6M\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
N_INFR_U6M_d'	1	9723	180	9903	91%	68%	0,298	0,070
	2	942	86	1028	9%	32%	-1,298	0,305
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,375

**'MON\_INFR\_U6M\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MON_INFR_U6M_d'	1	9723	180	9903	91%	68%	0,298	0,070
	2	942	86	1028	9%	32%	-1,298	0,305
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,375

**MOR\_SBIF1UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF1UM_d'	1	10019	197	10216	94%	74%	0,238	0,047
	2	646	69	715	6%	26%	-1,455	0,289
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,336

**'SUBSECTOR\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
SUBSECTOR_d'	1	2096	83	2179	20%	31%	-0,462	0,053
	2	3345	63	3408	31%	24%	0,281	0,022
	3	1298	86	1384	12%	32%	-0,977	0,197
	4	997	3	1000	9%	1%	2,115	0,174
	5	2929	31	2960	27%	12%	0,857	0,136
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,581

**MOR\_SBIF6UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF6UM_d'	1	9945	199	10144	93%	75%	0,220	0,041
	2	720	67	787	7%	25%	-1,317	0,243
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,283

**'PAS5\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAS5_d'	1	2959	136	3095	28%	51%	-0,611	0,143
	2	2013	49	2062	19%	18%	0,024	0,000
	3	3073	16	3089	29%	6%	1,567	0,357
	4	1596	54	1650	15%	20%	-0,305	0,016
	5	1024	11	1035	10%	4%	0,842	0,046
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,563

**'PAS1\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAS1_d'	1	1259	31	1290	12%	12%	0,013	0,000
	2	1735	67	1802	16%	25%	-0,437	0,039
	3	973	61	1034	9%	23%	-0,922	0,127
	4	3056	39	3095	29%	15%	0,670	0,094
	5	1004	4	1008	9%	2%	1,834	0,145
	6	1638	50	1688	15%	19%	-0,202	0,007
	7	1000	14	1014	9%	5%	0,577	0,024
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,436

**'TACT\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
TACT_d'	1	4574	168	4742	43%	63%	-0,387	0,078
	2	2022	42	2064	19%	16%	0,183	0,006
	3	2053	10	2063	19%	4%	1,633	0,253
	4	984	46	1030	9%	17%	-0,628	0,051
	5	1032	0	1032	10%	0%	-2,335	-0,226
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,162

**TPAS\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
TPAS_d'	1	4574	168	4742	43%	63%	-0,387	0,078
	2	2022	42	2064	19%	16%	0,183	0,006
	3	2053	10	2063	19%	4%	1,633	0,253
	4	984	46	1030	9%	17%	-0,628	0,051
	5	1032	0	1032	10%	0%	-2,335	-0,226
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,162

**MOR\_SBIF4UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF4UM_d'	1	9940	205	10145	93%	77%	0,190	0,031
	2	725	61	786	7%	23%	-1,216	0,196
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,227

**'PAS8\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAS8_d'	1	2978	124	3102	28%	47%	-0,513	0,096
	2	2595	73	2668	24%	27%	-0,120	0,004
	3	1024	13	1037	10%	5%	0,675	0,032
	4	2047	11	2058	19%	4%	1,535	0,231
	5	1006	42	1048	9%	16%	-0,515	0,033
	6	1015	3	1018	10%	1%	2,133	0,179
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,574

**VEN\_SBIF1UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
VEN_SBIF1UM_d'	1	10548	245	10793	99%	92%	0,071	0,005
	2	117	21	138	1%	8%	-1,974	0,134
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,139

**'SEGMENTO\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
SEGMENTO_d'	1	4470	44	4514	42%	17%	0,930	0,236
	2	1741	33	1774	16%	12%	0,274	0,011
	3	4454	189	4643	42%	71%	-0,531	0,156
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,402

**MOR\_SBIF3UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF3UM_d'	1	9893	205	10098	93%	77%	0,185	0,029
	2	772	61	833	7%	23%	-1,153	0,181
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,210

**MOR\_SBIF2UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF2UM_d'	1	9921	208	10129	93%	78%	0,174	0,026
	2	744	58	802	7%	22%	-1,140	0,169
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,195

**EERR12\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
EERR12_d'	1	1004	27	1031	9%	10%	-0,075	0,001
	2	1971	93	2064	18%	35%	-0,638	0,105
	3	2009	56	2065	19%	21%	-0,111	0,002
	4	1027	10	1037	10%	4%	0,941	0,055
	5	1592	48	1640	15%	18%	-0,190	0,006
	6	2035	28	2063	19%	11%	0,595	0,051
	7	1027	4	1031	10%	2%	1,857	0,151
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,371

**'MON\_GAR\_ESP\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MON_GAR_ESP_d'	1	9830	207	10037	92%	78%	0,169	0,024
	2	835	59	894	8%	22%	-1,041	0,149
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,174



**'ACT4\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT4_d'	1	1514	62	1576	14%	23%	-0,496	0,045
	2	3744	91	3835	35%	34%	0,026	0,000
	3	751	42	793	7%	16%	-0,807	0,071
	4	1554	18	1572	15%	7%	0,767	0,060
	5	771	20	791	7%	8%	-0,039	0,000
	6	779	2	781	7%	1%	2,274	0,149
	7	774	21	795	7%	8%	-0,084	0,001
	8	778	10	788	7%	4%	0,663	0,023
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,349

**'PAS2\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAS2_d'	1	1001	23	1024	9%	9%	0,082	0,001
	2	2974	126	3100	28%	47%	-0,530	0,103
	3	1010	23	1033	9%	9%	0,091	0,001
	4	3065	32	3097	29%	12%	0,871	0,146
	5	1596	50	1646	15%	19%	-0,228	0,009
	6	1019	12	1031	10%	5%	0,750	0,038
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,297

**DIR\_SBIF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
DIR_SBIF_d'	1	1064	28	1092	10%	11%	-0,054	0,000
	2	2092	95	2187	20%	36%	-0,599	0,096
	3	3198	82	3280	30%	31%	-0,028	0,000
	4	2161	25	2186	20%	9%	0,768	0,083
	5	1060	32	1092	10%	12%	-0,191	0,004
	6	1090	4	1094	10%	2%	1,916	0,167
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,351

**'ACT9\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT9_d'	1	3558	152	3710	33%	57%	-0,538	0,128
	2	3036	61	3097	28%	23%	0,216	0,012
	3	4071	53	4124	38%	20%	0,650	0,119
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,259

**'MAF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MAF_d'	1	9873	210	10083	93%	79%	0,159	0,022
	2	792	56	848	7%	21%	-1,042	0,142
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,164

**END4\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
END4_d'	1	785	49	834	7%	18%	-0,917	0,101
	2	4146	123	4269	39%	46%	-0,174	0,013
	3	2438	50	2488	23%	19%	0,196	0,008
	4	1662	15	1677	16%	6%	1,017	0,101
	5	1634	29	1663	15%	11%	0,340	0,015
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,238

**DIR\_VIG\_SBIF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
DIR_VIG_SBIF_d'	1	1064	29	1093	10%	11%	-0,089	0,001
	2	2094	92	2186	20%	35%	-0,566	0,085
	3	3195	85	3280	30%	32%	-0,065	0,001
	4	2162	24	2186	20%	9%	0,810	0,091
	5	1060	32	1092	10%	12%	-0,191	0,004
	6	1090	4	1094	10%	2%	1,916	0,167
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,349

**'SECTOR\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
SECTOR_d'	1	3921	156	4077	37%	59%	-0,467	0,102
	2	3696	84	3780	35%	32%	0,093	0,003
	3	3048	26	3074	29%	10%	1,073	0,202
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,307

**'ACT1\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT1_d'	1	952	52	1004	9%	20%	-0,784	0,083
	2	5743	160	5903	54%	60%	-0,111	0,007
	3	978	7	985	9%	3%	1,248	0,082
	4	1966	43	2009	18%	16%	0,131	0,003
	5	1026	4	1030	10%	2%	1,856	0,151
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,325

**VEN\_SBIF2UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
VEN_SBIF2UM_d'	1	10483	244	10727	98%	92%	0,069	0,005
	2	182	22	204	2%	8%	-1,578	0,104
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,108

**'ACT3\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT3_d'	1	1803	76	1879	17%	29%	-0,525	0,061
	2	3675	95	3770	34%	36%	-0,036	0,000
	3	937	3	940	9%	1%	2,053	0,157
	4	923	13	936	9%	5%	0,571	0,022
	5	2388	76	2464	22%	29%	-0,244	0,015
	6	939	3	942	9%	1%	2,055	0,158
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,413

**END1\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
END1_d'	1	2908	74	2982	27%	28%	-0,020	0,000
	2	954	43	997	9%	16%	-0,592	0,043
	3	1943	30	1973	18%	11%	0,480	0,033
	4	947	44	991	9%	17%	-0,622	0,048
	5	981	21	1002	9%	8%	0,153	0,002
	6	1972	18	1990	18%	7%	1,005	0,118
	7	960	36	996	9%	14%	-0,408	0,018
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,262

**LIQ6\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
LIQ6_d'	1	3981	146	4127	37%	55%	-0,386	0,068
	2	3050	58	3108	29%	22%	0,271	0,018
	3	1020	6	1026	10%	2%	1,445	0,106
	4	1590	53	1643	15%	20%	-0,290	0,015
	5	1024	3	1027	10%	1%	2,142	0,181
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,388

**LIQ7\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
LIQ7_d'	1	2246	36	2282	21%	14%	0,442	0,033
	2	743	35	778	7%	13%	-0,636	0,039
	3	757	12	769	7%	5%	0,453	0,012
	4	758	4	762	7%	2%	1,553	0,087
	5	1500	28	1528	14%	11%	0,290	0,010
	6	3913	143	4056	37%	54%	-0,382	0,065
	7	748	8	756	7%	3%	0,847	0,034
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,281

**'ACT7\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT7_d'	1	1806	83	1889	17%	31%	-0,611	0,087
	2	2741	83	2824	26%	31%	-0,194	0,011
	3	4245	85	4330	40%	32%	0,220	0,017
	4	944	2	946	9%	1%	2,466	0,200
	5	929	13	942	9%	5%	0,578	0,022
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,337

**'ACT15\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT15_d'	1	8238	227	8465	77%	85%	-0,100	0,008
	2	252	21	273	2%	8%	-1,206	0,067
	3	809	13	822	8%	5%	0,440	0,012
	4	1366	5	1371	13%	2%	1,919	0,210
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,296

**MOR\_SBIF5UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF5UM_d'	1	9937	216	10153	93%	81%	0,138	0,016
	2	728	50	778	7%	19%	-1,013	0,121
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,138

**END3\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
END3_d'	1	2385	79	2464	22%	30%	-0,284	0,021
	2	937	13	950	9%	5%	0,587	0,023
	3	894	34	928	8%	13%	-0,422	0,019
	4	897	6	903	8%	2%	1,316	0,081
	5	1840	76	1916	17%	29%	-0,504	0,057
	6	3712	58	3770	35%	22%	0,468	0,061
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,261

**END6\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
END6_d'	1	1774	59	1833	17%	22%	-0,288	0,016
	2	1802	29	1831	17%	11%	0,438	0,026
	3	2600	83	2683	24%	31%	-0,247	0,017
	4	919	7	926	9%	3%	1,186	0,071
	5	1757	68	1825	16%	26%	-0,439	0,040
	6	894	18	912	8%	7%	0,214	0,003
	7	919	2	921	9%	1%	2,439	0,192
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,365



**EERR14\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
EERR14_d'	1	1003	28	1031	9%	11%	-0,113	0,001
	2	979	49	1028	9%	18%	-0,697	0,064
	3	3596	115	3711	34%	43%	-0,249	0,024
	4	3041	58	3099	29%	22%	0,268	0,018
	5	2046	16	2062	19%	6%	1,160	0,153
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,260

**LIQ1\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
LIQ1_d'	1	2629	95	2724	25%	36%	-0,371	0,041
	2	1987	26	2013	19%	10%	0,645	0,057
	3	1966	46	2012	18%	17%	0,064	0,001
	4	1079	6	1085	10%	2%	1,501	0,118
	5	1029	16	1045	10%	6%	0,473	0,017
	6	1975	77	2052	19%	29%	-0,447	0,047
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,281

**'PAT5\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAT5_d'	1	1003	28	1031	9%	11%	-0,113	0,001
	2	981	49	1030	9%	18%	-0,694	0,064
	3	3596	115	3711	34%	43%	-0,249	0,024
	4	3039	58	3097	28%	22%	0,268	0,018
	5	2046	16	2062	19%	6%	1,160	0,153
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,260

**'ACT10\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT10_d'	1	6393	168	6561	60%	63%	-0,052	0,002
	2	919	49	968	9%	18%	-0,760	0,074
	3	966	8	974	9%	3%	1,102	0,067
	4	952	22	974	9%	8%	0,076	0,001
	5	483	0	483	5%	0%	-3,095	-0,140
	6	473	15	488	4%	6%	-0,240	0,003
	7	479	4	483	4%	2%	1,094	0,033
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,039

**MOR\_SBIF5UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
MOR_SBIF5UM_d'	1	9937	216	10153	93%	81%	0,138	0,016
	2	728	50	778	7%	19%	-1,013	0,121
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,138

**EERR2\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
EERR2_d'	1	3060	39	3099	29%	15%	0,671	0,094
	2	1596	50	1646	15%	19%	-0,228	0,009
	3	2028	32	2060	19%	12%	0,458	0,032
	4	1975	87	2062	19%	33%	-0,569	0,081
	5	2006	58	2064	19%	22%	-0,148	0,004
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,220

**'ACT5\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT5_d'	1	2292	57	2349	21%	21%	0,003	0,000
	2	3094	35	3129	29%	13%	0,791	0,125
	3	4504	166	4670	42%	62%	-0,390	0,079
	4	775	8	783	7%	3%	0,882	0,038
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,242

**END5\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
END5_d'	1	2419	98	2517	23%	37%	-0,485	0,069
	2	825	7	832	8%	3%	1,078	0,055
	3	3294	101	3395	31%	38%	-0,206	0,015
	4	4127	60	4187	39%	23%	0,540	0,087
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,225

**'PAT2\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAT2_d'	1	1013	18	1031	9%	7%	0,339	0,009
	2	948	42	990	9%	16%	-0,575	0,040
	3	1019	25	1044	10%	9%	0,016	0,000
	4	1006	44	1050	9%	17%	-0,562	0,040
	5	1023	13	1036	10%	5%	0,674	0,032
	6	1609	54	1663	15%	20%	-0,297	0,015
	7	3035	60	3095	28%	23%	0,232	0,014
	8	1012	10	1022	9%	4%	0,926	0,053
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,203

**CONT\_SBIF\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
CONT_SBIF_d'	1	6346	213	6559	60%	80%	-0,297	0,061
	2	3229	51	3280	30%	19%	0,457	0,051
	3	1090	2	1092	10%	1%	2,610	0,247
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,359

**'ACT12\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT12_d'	1	635	33	668	6%	12%	-0,734	0,047
	2	330	3	333	3%	1%	1,009	0,020
	3	324	15	339	3%	6%	-0,619	0,016
	4	1005	7	1012	9%	3%	1,276	0,087
	5	7710	205	7915	72%	77%	-0,064	0,003
	6	661	3	664	6%	1%	1,704	0,086
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,259

**DIR\_SBIF1UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
DIR_SBIF1UM_d'	1	6353	205	6558	60%	77%	-0,258	0,045
	2	2167	24	2191	20%	9%	0,812	0,092
	3	1056	33	1089	10%	12%	-0,225	0,006
	4	1089	4	1093	10%	2%	1,915	0,167
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,309

**DIR\_VIG\_SBIF1UM\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
DIR_VIG_SBIF1UM_d'	1	6354	205	6559	60%	77%	-0,257	0,045
	2	2160	24	2184	20%	9%	0,809	0,091
	3	1062	33	1095	10%	12%	-0,220	0,005
	4	1089	4	1093	10%	2%	1,915	0,167
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,308

**'PAT3\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
PAT3_d'	1	2227	53	2280	21%	20%	0,047	0,000
	2	2770	107	2877	26%	40%	-0,437	0,062
	3	3045	52	3097	29%	20%	0,379	0,034
	4	1595	51	1646	15%	19%	-0,248	0,010
	5	1028	3	1031	10%	1%	2,146	0,183
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,290

**'ACT17\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
ACT17_d'	1	3611	85	3696	34%	32%	0,058	0,001
	2	732	7	739	7%	3%	0,959	0,041
	3	4850	168	5018	45%	63%	-0,328	0,058
	4	1472	6	1478	14%	2%	1,811	0,209
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,309

**EERR7\_d' \* DEFAULT**

INTERVALO		DEFAULT		Total	%Buenos	%Malos	WOE	IV
		0	1					
EERR7_d'	1	3059	33	3092	29%	12%	0,838	0,136
	2	3991	142	4133	37%	53%	-0,355	0,057
	3	1014	17	1031	10%	6%	0,397	0,012
	4	1595	54	1649	15%	20%	-0,306	0,016
	5	1006	20	1026	9%	8%	0,227	0,004
Total		10665	266	10931	100%	100%		0,226

## Anexo 7: Análisis de correlaciones variables WOE.

CORRELACIONES	MOR_SBIF_WOE	N_PROT_U6M_WOE	MON_PROT_U6M_WOE	N_INFR_U6M_WOE	MON_INFR_U6M_WOE	MOR_SBIF1UM_WOE	SUBSECTOR_WOE	PAS5_WOE	PAS1_WOE	PAS8_WOE	SEGMENTO_WOE	EERR12_WOE	ACT4_WOE	DIR_SBIF_WOE	DIR_VIG_SBIF_WOE	SECTOR_WOE	ACT1_WOE	ACT3_WOE	UQ6_WOE	ACT7_WOE	END6_WOE	CONT_SBIF_WOE	DIR_SBIF1UM_WOE	DIR_VIG_SBIF1UM_WOE	ACT17_WOE
MOR_SBIF_WOE	100,0%	16,9%	16,9%	10,7%	10,7%	30,9%	6,2%	2,5%	1,2%	4,8%	3,1%	6,9%	2,2%	2,6%	7,9%	5,9%	3,1%	3,8%	3,6%	2,3%	2,4%	2,6%	2,9%	3,3%	
N_PROT_U6M_WOE	16,9%	100,0%	100,0%	14,1%	14,1%	13,9%	3,1%	-2,9%	0,6%	-1,2%	0,4%	-1,2%	-1,6%	-1,3%	-1,1%	1,5%	2,4%	-0,5%	-0,6%	0,4%	-3,4%	-3,2%	-1,7%	-1,2%	5,4%
MON_PROT_U6M_WOE	16,9%	100,0%	100,0%	14,1%	14,1%	13,9%	3,1%	-2,9%	0,6%	-1,2%	0,4%	-1,2%	-1,6%	-1,3%	-1,1%	1,5%	2,4%	-0,5%	-0,6%	0,4%	-3,4%	-3,2%	-1,7%	-1,2%	5,4%
N_INFR_U6M_WOE	10,7%	14,1%	14,1%	100,0%	100,0%	13,5%	3,4%	2,3%	7,0%	3,6%	0,7%	2,1%	2,8%	4,7%	4,6%	4,0%	1,3%	4,1%	2,5%	2,2%	2,4%	-3,5%	1,5%	1,5%	-2,2%
MON_INFR_U6M_WOE	10,7%	14,1%	14,1%	100,0%	100,0%	13,5%	3,4%	2,3%	7,0%	3,6%	0,7%	2,1%	2,8%	4,7%	4,6%	4,0%	1,3%	4,1%	2,5%	2,2%	2,4%	-3,5%	1,5%	1,5%	-2,2%
MOR_SBIF1UM_WOE	30,9%	13,9%	13,9%	13,5%	13,5%	100,0%	7,4%	4,0%	2,1%	1,7%	6,8%	0,4%	5,5%	5,9%	6,1%	6,0%	7,0%	3,9%	3,5%	1,8%	1,9%	1,1%	5,5%	6,4%	4,0%
SUBSECTOR_WOE	6,2%	3,1%	3,1%	3,4%	3,4%	7,4%	100,0%	9,9%	14,3%	16,1%	30,0%	8,1%	1,4%	13,4%	13,6%	70,9%	1,0%	8,3%	8,4%	1,6%	13,8%	8,8%	14,2%	14,5%	14,5%
PAS5_WOE	2,5%	-2,9%	-2,9%	2,3%	2,3%	4,0%	9,9%	100,0%	49,4%	72,4%	50,7%	30,7%	34,8%	39,4%	40,0%	6,5%	20,9%	43,3%	20,7%	37,8%	14,4%	27,4%	35,3%	35,1%	18,8%
PAS1_WOE	2,0%	0,6%	0,6%	7,0%	7,0%	2,1%	14,3%	49,4%	100,0%	43,2%	31,5%	26,0%	22,8%	39,2%	39,3%	12,6%	20,2%	31,3%	19,8%	21,6%	17,3%	17,6%	35,8%	35,6%	19,6%
PAS8_WOE	1,2%	-1,2%	-1,2%	3,6%	3,6%	1,7%	16,1%	72,4%	43,2%	100,0%	53,8%	46,2%	34,5%	55,2%	55,8%	13,7%	35,8%	54,4%	30,3%	37,9%	17,6%	38,0%	53,0%	52,9%	39,5%
SEGMENTO_WOE	4,8%	0,4%	0,4%	0,7%	0,7%	6,8%	30,0%	50,7%	31,5%	53,8%	100,0%	42,7%	33,4%	49,8%	50,4%	18,9%	35,2%	43,3%	28,2%	44,2%	2,3%	42,1%	47,8%	47,8%	32,3%
EERR12_WOE	3,1%	-1,2%	-1,2%	2,1%	2,1%	0,4%	8,1%	30,7%	26,0%	46,2%	42,7%	100,0%	21,8%	47,1%	47,1%	8,3%	43,7%	42,4%	41,1%	38,2%	7,1%	41,2%	45,1%	44,6%	38,9%
ACT4_WOE	6,9%	-1,6%	-1,6%	2,8%	2,8%	5,5%	1,4%	34,8%	22,8%	34,5%	33,4%	21,8%	100,0%	25,8%	26,3%	-2,8%	14,1%	22,3%	25,7%	24,7%	9,8%	21,2%	24,8%	24,6%	11,0%
DIR_SBIF_WOE	2,2%	-1,3%	-1,3%	4,7%	4,7%	5,9%	13,4%	39,4%	39,2%	55,2%	49,8%	47,1%	25,8%	100,0%	99,7%	11,8%	43,4%	46,6%	43,0%	34,7%	12,0%	43,5%	84,1%	84,4%	37,1%
DIR_VIG_SBIF_WOE	2,6%	-1,1%	-1,1%	4,6%	4,6%	6,1%	13,6%	40,0%	39,3%	55,8%	50,4%	47,1%	26,3%	99,7%	100,0%	12,0%	43,4%	46,8%	43,1%	35,2%	12,3%	43,8%	84,9%	85,2%	37,0%
SECTOR_WOE	7,9%	1,5%	1,5%	4,0%	4,0%	6,0%	70,9%	6,5%	12,6%	13,7%	18,9%	8,3%	-2,8%	11,8%	12,0%	100,0%	3,1%	8,1%	8,0%	-0,9%	19,5%	11,2%	13,5%	13,5%	15,3%
ACT1_WOE	5,9%	2,4%	2,4%	1,3%	1,3%	7,0%	1,0%	20,9%	20,2%	35,8%	35,2%	43,7%	14,1%	43,4%	43,4%	3,1%	100,0%	33,6%	30,5%	28,4%	3,0%	34,8%	40,3%	40,4%	32,7%
ACT3_WOE	3,1%	-0,5%	-0,5%	4,1%	4,1%	3,9%	8,3%	43,3%	31,3%	54,4%	43,3%	42,4%	22,3%	46,6%	46,8%	8,1%	33,6%	100,0%	37,2%	27,8%	20,6%	34,0%	45,5%	45,1%	30,0%
UQ6_WOE	3,8%	-0,6%	-0,6%	2,5%	2,5%	3,5%	8,4%	20,7%	19,8%	30,3%	28,2%	41,1%	25,7%	43,0%	43,1%	8,0%	30,5%	37,2%	100,0%	19,9%	20,8%	31,5%	40,9%	41,1%	18,4%
ACT7_WOE	3,6%	0,4%	0,4%	2,2%	2,2%	1,8%	1,6%	37,8%	21,6%	37,9%	44,2%	38,2%	24,7%	34,7%	35,2%	-0,9%	28,4%	27,8%	19,9%	100,0%	6,4%	31,8%	35,4%	34,9%	20,0%
END6_WOE	2,3%	-3,4%	-3,4%	2,4%	2,4%	1,9%	13,8%	14,4%	17,3%	17,6%	2,3%	7,1%	9,8%	12,0%	12,3%	19,5%	3,0%	20,6%	20,8%	6,4%	100,0%	0,0%	14,1%	13,7%	2,1%
CONT_SBIF_WOE	2,4%	-3,2%	-3,2%	-3,5%	-3,5%	1,1%	8,8%	27,4%	17,6%	38,0%	42,1%	41,2%	21,2%	43,5%	43,8%	11,2%	34,8%	34,0%	31,5%	31,8%	0,0%	100,0%	41,4%	41,0%	29,1%
DIR_SBIF1UM_WOE	2,6%	-1,7%	-1,7%	1,5%	1,5%	5,5%	14,2%	35,3%	35,8%	53,0%	47,8%	45,1%	24,8%	84,1%	84,9%	13,5%	40,3%	45,5%	40,9%	35,4%	14,1%	41,4%	100,0%	99,5%	36,0%
DIR_VIG_SBIF1UM_WOE	2,9%	-1,2%	-1,2%	1,5%	1,5%	6,4%	14,5%	35,1%	35,6%	52,9%	47,8%	44,6%	24,6%	84,4%	85,2%	13,5%	40,4%	45,1%	41,1%	34,9%	13,7%	41,0%	99,5%	100,0%	36,0%
ACT17_WOE	3,3%	5,4%	5,4%	-2,2%	-2,2%	4,0%	14,5%	18,8%	19,6%	39,5%	32,3%	38,9%	11,0%	37,1%	37,0%	15,3%	32,7%	30,0%	18,4%	20,0%	2,1%	29,1%	36,0%	36,0%	100,0%



Anexo 8: Score por variables (modelo)

Subsector Económico	SCORE
Agrícola; Alimentos, bebidas y tabaco; Textil; Cuero y Calzado; Materiales de Construcción; Ventas Minoristas; Transporte de Carga; Restaurantes, hoteles y casinos	77
Ventas Mayoristas; Productos plásticos y caucho; Otros servicios; Arriendos	98
Fabricación sustancias y productos químicos; Edición, imprenta y papel (editoriales); Transporte de pasajeros; Minería; Supermercados y farmacias	62
Comunicaciones; Agroindustria; Pesca; Silvicultura y extracción de madera; Inmobiliaria; Administración pública y defensa; seguridad; Servicios básicos	150
Fabricación de productos metálicos y no metálicos; Establecimientos financieros y de seguros; Servicios prestados a empresas; Automotriz; Madera y mueble; Construcción	114

Mora SBIF	SCORE
Morosidad en Sistema SBIF $\leq 0$	101
Morosidad en Sistema SBIF $> 0$	22

Número de Protestos Últimos 6 Meses	SCORE
Número de Protestos Últimos 6 Meses $\leq 0$	96
Número de Protestos Últimos 6 Meses $> 0$	33

Número de Infracciones Últimos 6 Meses	SCORE
Número de Infracciones Últimos 6 Meses $\leq 0$	100
Número de Infracciones Últimos 6 Meses $> 0$	43

Total Pasivo Circulante (MM\$)	SCORE
$\leq 445$	66
(445; 1.180]	91
(1.180; 6.041]	152
(6.041; 13.429]	78
$> 13.429$	123

Caja y Banco (MM\$)	SCORE
$\leq 3$	65
(3; 83]	86
(83; 147]	129
(147; 543]	94
$> 543$	147

Ciclo Operacional (Veces)	SCORE
$\leq 67$	73
(67; 126]	115
(126; 168]	75
(168; 210]	159
(210; 361]	64
(361; 553]	102
$> 553$	232