

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

## **FACULTAD DE CIENCIAS**

### **MODELO DE APROBACIÓN DE TARJETAS DE CRÉDITO EN LA POBLACIÓN ECUATORIANA BANCARIZADA A TRAVÉS DE UNA METODOLOGÍA ANALÍTICA**

JULIA AZUCENA CAPELO VINZA  
yulia\_cv1986@hotmail.com

PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
INGENIERO MATEMÁTICO

Director: Ing. Rommel Herrera Panchi  
Mail: rommelhp@hotmail.com  
Co-Director: Dr. Luis Horna  
Mail: luis.horna@epn.edu.ec

Quito, Noviembre 2012

# DECLARACIÓN

Yo, Julia Azucena Capelo Vinza, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

**JULIA AZUCENA CAPELO VINZA**

# CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Julia Azucena Capelo Vinza, bajo mi supervisión.

---

**Rommel Herrera Panchi, Master.  
DIRECTOR**

---

**Luis Horna, Doctor.  
CO-DIRECTOR**

# AGRADECIMIENTOS

*“Si has construido un castillo en el aire, no has perdido el tiempo, es allí donde debería estar. Ahora debes construir los cimientos debajo de él.”*

George Bernard Shaw

Escritor irlandés (1856-1950)

Una vida sin sueños no es vida, cada día que Diosito nos regala es una nueva oportunidad para soñar, aprender, crecer, mejorar y amar. Al culminar esta etapa de mi vida me siento llena de alegría porque gracias a Dios que ha sido mi fortaleza y sostén, a mis padres quienes me han formado y me han enseñado a luchar por lo quiero, a mis hermanos apoyo constante en mi vida, a mis amigos compañeros de cada momento alegre o triste, he podido hacer realidad este sueño de tener mi profesión.

Julia Azucena

# DEDICATORIA

*“Dios no manda cosas imposibles, sino que, al mandar lo que manda, te invita a hacer lo que puedas y pedir lo que no puedas y te ayuda para que puedas.”*

San Agustín

A Mi Diosito, amigo, padre, fortaleza de mi vida  
A mis padres, Jorge y Julia, ángeles enviados por Dios a mi vida  
A mi hermanos, Yessy, Andrés y Manolo, amigos fieles en el camino de la vida  
A mis sobrinitos, Sarita, Sebas y Cami, fuentes de la alegría y amor  
A mi amor Diego, complemento de mi alma  
A Rommel, mi director, jefe y amigo.

Julia Azucena

# ÍNDICE DE CONTENIDO

<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b>	<b>I</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b>	<b>II</b>
<b>Resumen</b>	<b>IV</b>
<b>Abstract</b>	<b>V</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. La Tarjeta de Crédito en el Sistema Crediticio Ecuatoriano</b>	<b>6</b>
2.1. Historia de la Tarjeta de Crédito . . . . .	6
2.2. Las Tarjetas de Crédito en el Ecuador . . . . .	8
2.2.1. Distribución de Tarjetas de Crédito en el Ecuador . . . . .	9
2.2.2. Clasificación de Tarjetas de Crédito . . . . .	11
2.2.3. Clasificación de la Cartera de Tarjetas de Crédito . . . . .	12
<b>3. Metodologías de Credit Scoring</b>	<b>14</b>
3.1. Regresión Logística . . . . .	14
3.1.1. Algoritmos y especificación de SPSS en logistic regression . . . . .	15
3.1.1.1. Métodos de selección de variables . . . . .	16
3.1.1.2. Estadísticos . . . . .	17
3.2. Árbol de clasificación . . . . .	19
3.2.1. Algoritmos y especificación de SPSS en Tree Classify . . . . .	20
3.2.1.1. Métodos de crecimiento . . . . .	21
3.2.1.2. Validación . . . . .	21
<b>4. Desarrollo de Credit Scoring para Tarjetas de Crédito</b>	<b>23</b>
4.1. Credit Scoring . . . . .	23

4.1.1. Conceptos . . . . .	23
4.1.2. Credit scoring comparado con el método tradicional . . . . .	24
4.1.3. Tipos de modelos de Credit Scoring . . . . .	24
4.1.4. Ciclo de desarrollo del modelo de Credit Scoring . . . . .	25
4.1.5. Resultados del Credit Scoring . . . . .	27
4.1.6. Medidas de calidad . . . . .	27
4.1.7. Punto de corte . . . . .	30
4.1.8. Beneficios del Credit Scoring . . . . .	30
4.2. Diseño Muestral . . . . .	31
4.3. Análisis Roll-Rate . . . . .	32
4.4. Definición Variable Dependiente . . . . .	33
4.4.1. Muestreo . . . . .	34
4.5. Definición de Exclusiones . . . . .	35
4.5.1. Exclusiones del Modelamiento . . . . .	35
4.5.2. Exclusiones de la etapa de desarrollo . . . . .	35
4.6. Generación de Variables Independientes . . . . .	36
4.7. Definición de Scorecards . . . . .	39
<b>5. Resultados de Métodos Estadísticos</b>	<b>42</b>
5.1. Modelo Logístico . . . . .	42
5.1.1. Tablas de Performance . . . . .	42
5.1.2. Variables . . . . .	47
5.1.3. Fórmula . . . . .	48
5.2. Árbol de Decisión . . . . .	49
5.2.1. Tablas de Performance . . . . .	49
<b>6. Conclusiones</b>	<b>55</b>
<b>7. Anexos</b>	<b>57</b>
7.1. Requerimiento de datos . . . . .	57
7.2. Población Tarjeta Habientes . . . . .	77
7.2.1. Distribución Poblacion Diciembre 2008 . . . . .	77
7.2.2. Distribución Población Junio 2008 . . . . .	78
7.3. Tablas de Performance . . . . .	78
7.3.1. Scorecard Few Modelamiento . . . . .	78
7.3.2. Scorecard Few Validación . . . . .	79
7.3.3. Scorecard Few Validación Junio 2008 . . . . .	80

7.3.4. Scorecard Lot Modelamiento . . . . .	80
7.3.5. Scorecard Lot Validación . . . . .	81
7.3.6. Scorecard Lot Validación Junio 2008 . . . . .	82
7.3.7. Árbol de Decisión Modelamiento . . . . .	82
7.3.8. Árbol de Decisión Validación . . . . .	83
7.3.9. Árbol de Decisión Validación Junio 2008 . . . . .	84
7.4. Syntaxis Árbol de Clasificación . . . . .	84
7.4.1. Fórmula . . . . .	84
7.5. Bivariado . . . . .	87
7.6. Curvas ROC . . . . .	89

## **Referencias**

**100**



# ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Participación de Tarjetas a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta . . . . .	9
2.2. Participación de Deuda a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta . . . . .	9
4.1. Periodos de análisis en el desarrollo de un modelo score . . . . .	26
4.2. Test de Kolmogorov-Smirnov . . . . .	28
4.3. Periodos de análisis para el modelo scoring de tarjetas de crédito . .	32
5.1. Curva ROC Segmento Few Modelamiento Población Total . . . . .	44
5.2. Árbol de decisión . . . . .	52
7.1. Curva ROC Segmento Few Modelamiento Buenos Malos . . . . .	89
7.2. Curva ROC Segmento Few Validación Buenos Malos . . . . .	90
7.3. Curva ROC Segmento Few Validación Población Total . . . . .	91
7.4. Curva ROC Segmento Lot Modelamiento Buenos Malos . . . . .	92
7.5. Curva ROC Segmento Lot Modelamiento Poblacion Total . . . . .	93
7.6. Curva ROC Segmento Lot Validación Buenos Malos . . . . .	94
7.7. Curva ROC Segmento Lot Validación Poblacion Total . . . . .	95
7.8. Curva ROC Arbol Modelamiento Buenos Malos . . . . .	96
7.9. Curva ROC Arbol Modelamiento Poblacion Total . . . . .	97
7.10. Curva ROC Arbol Validación Buenos Malos . . . . .	98
7.11. Curva ROC Arbol Validación Poblacion Total . . . . .	99

# ÍNDICE DE TABLAS

2.1. Número de Tarjetas de Crédito a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta . . . . .	12
4.1. Contraste: Credit Scoring y Método Tradicional . . . . .	24
4.2. Uso de Metodologías: Tradicionales y No Tradicionales . . . . .	25
4.3. Tabla Roll - Rate . . . . .	32
4.4. Estadísticas finales de desempeño del modelo . . . . .	34
4.5. Estadísticas finales de desempeño en las Muestras . . . . .	35
4.6. Estadísticas de los Scorecards Modelamiento y Validación . . . . .	40
4.7. Estadísticas de los Scorecards Validación Junio 2008 . . . . .	40
5.1. Tabla de Performance Scorecard Few - Modelamiento: Pob. Total . . . . .	42
5.2. Tabla de Performance Scorecard Few - Validación: Pob. Total . . . . .	45
5.3. Tabla de Performance Scorecard Few - Validación: Pob Total . . . . .	45
5.4. Tabla de Performance Scorecard Lot - Modelamiento: Pob Total . . . . .	46
5.5. Tabla de Performance Scorecard Lot - Validación: PT . . . . .	46
5.6. Tabla de Performance Scorecard Lot - Validación Junio 2008: PT . . . . .	46
5.7. Tabla Formula Modelo Few . . . . .	48
5.8. Tabla Formula Modelo Lot . . . . .	49
5.9. Tabla de Performance Árbol - Modelamiento: Pob. Total . . . . .	50
5.10. Tabla de Performance Árbol - Validación Pob. Total . . . . .	50
5.11. Tabla de Performance Árbol - Validación Junio 2008 Pob Total . . . . .	51
7.1. Distribución Tarjeta Habientes Diciembre 2008 . . . . .	77
7.2. Distribución Tarjeta Habientes Junio 2008 . . . . .	78
7.3. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M . . . . .	78
7.4. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M - Mobs - I . . . . .	79
7.5. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M . . . . .	79
7.6. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M - Mobs - I . . . . .	79
7.7. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M . . . . .	80

7.8. Tabla de Performance Scorecard Few: B - M - Mobs - I . . . . .	80
7.9. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M . . . . .	80
7.10. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I . . . . .	81
7.11. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M . . . . .	81
7.12. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I . . . . .	81
7.13. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M . . . . .	82
7.14. Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I . . . . .	82
7.15. Tabla de Performance Árbol: B - M . . . . .	82
7.16. Tabla de Performance Árbol: B - M - Mobs - I . . . . .	83
7.17. Tabla de Performance Árbol: B - M . . . . .	83
7.18. Tabla de Performance Árbol: B - M - Mobs - I . . . . .	83
7.19. Tabla de Performance Árbol: B - M . . . . .	84
7.20. Tabla de Performance Árbol : B - M - Mobs - I . . . . .	84
7.21. Bivariado d_rdt_1a11tc . . . . .	87
7.22. Bivariado d_rdt3_1a11tc . . . . .	87
7.23. Bivariado d_rtd6_1a11tc . . . . .	87
7.24. Bivariado d_rtd12_1a11tc . . . . .	88
7.25. Bivariado d_rtd24_1a11tc . . . . .	88
7.26. Bivariado d_porc_diff_1tc . . . . .	88
7.27. Bivariado d_pcalif_12tc . . . . .	88
7.28. Bivariado n_calf_esicomfr . . . . .	89

# Resumen

El presente trabajo presenta el contraste entre dos metodologías estadísticas demostrando que es posible analizar el hábito de pago de los tarjeta-habientes en el Ecuador, a partir de la información actual e histórica de comportamiento de pago de las obligaciones crediticias.

La información utilizada corresponde al historial disponible de los sujetos tanto del sistema regulado por la Superintendencia de Banco y Seguros (SBS), el regulado por el Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES) y el sector comercial.

Las técnicas estadísticas utilizadas son la regresión logística y árbol de decisión. El modelamiento estadístico se lo realizará a través de las dos metodologías anteriores prediciendo las cuentas con mayor exposición a convertirse en pérdida.

Para la definición del default (Bueno/Malo) se utilizó la metodología del Roll-Rate que permite definir el tiempo de vencido para obtener la variable objetivo, dentro de la ventana de desempeño de 12 meses que tiene como objetivo predecir el modelo.

Para la construcción del modelo se trabaja divide la muestra en un porcentaje para modelar y otro para validar, adicionalmente se realiza una validación con una muestra en otro punto de observación para mostrar la estabilidad y robustez del modelo, la calidad se mide a través de los test estadísticos presentados.

# Abstract

In this project, we analyze the payment habits of cardholders in Ecuador. Here, we show the difference between two statistical methods based on the current and the historic payment behavior of credit obligations.

The information analyzed corresponds to the available history of the costumers. This data is taken from the regulated system of the Superintendency of Banking and Insurance (SBS), the regulated system of the Ministry of Economic and Social Inclusion (MIES) and the commercial sector.

The Statistical Modeling will be implement through two methods. They are called: Logistic Regression and Decision Trees. Afterwards, we are able to predict which accounts has more risk to become company losses.

To grade a costumer, usually called default (good / bad), we use the Roll-Rate methodology. It defines the expiration time of the target variable within the performance range of 12 months. Our model will predict a default during this period of time.

While we build our model, we split the sample in two: one part for the modeling process and the rest for validation. In addition, we perform a further validation with another sample in other point of observation to prove the robustness and stability of the model. The quality will be measure with statistical tests.

# Capítulo 1

## Introducción

En los últimos años la oferta y demanda de crédito se ha incrementado en todo el sistema crediticio ecuatoriano, provocando que la acción de mitigar el riesgo a través de modelos predictivos basados en el comportamiento de pago histórico, se vuelva un tema importante para todas las instituciones que lo conforman; los solicitantes de tarjeta de crédito interactúan con instituciones del sistema financiero regulado por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador (SBS), del sistema regulado por el Ministerio de Inclusión Económica y Social (MIES) y las casas comerciales, haciendo de la evaluación crediticia un tema de análisis y debate en los círculos de investigación del riesgo crediticio en el mundo.

Parte importante del sistema crediticio ecuatoriano son las instituciones emisoras de tarjeta de crédito, donde la competencia y otros factores les ha llevado a buscar una respuesta a su problemática de aumentar la colocación y disminuir el riesgo, además de minimizar los tiempos y costos en el otorgamiento de la tarjeta.

El score de crédito es una metodología analítica utilizada con mayor fuerza en los últimos 40 años. En concepto, es una ecuación derivada estadísticamente que produce un score (número o calificación) mediante el cual se puede ordenar una población de solicitantes de crédito de acuerdo a su nivel de riesgo.

Esta nueva técnica para el manejo del riesgo brinda ayuda a un otorgante de tarjeta de crédito para calificar a nuevos prospectos de clientes de una manera objetiva, rápida, mitigando el riesgo, reduciendo costos y tiempo. La parte más importante

de esta metodología es que utiliza la información de hábito de pago histórica del sujeto para predecir el comportamiento futuro.[1].

Las técnicas para la construcción de un modelo scoring son muy amplias desde modelos multivariados hasta redes neuronales. La matemática sigue generando nuevas teorías que nos ayudan a mejorar la predicción de nuestros modelos, últimamente el desarrollo del data mining ha dado pasos muy importantes para la construcción de los modelos scoring permitiendo enriquecer de los patrones encontrados en el hábito de pago crediticio [2].

El credit scoring ha permitido complementar a la técnica más utilizada de las cinco C, que es la manera tradicional para evaluar el otorgamiento de una solicitud de crédito. Esta técnica contempla los siguientes pasos:

1. *Carácter*: Se miden la honorabilidad y la solvencia moral, a través del historial de crédito, referencias bancarias y comerciales y la existencia de demandas. En este punto es donde el credit scoring aporta tanto de una manera objetiva, clara y sencilla la cuantificación del carácter de pago,
2. *Capacidad de pago*: Se refiere a los ingresos o a su vez a la experiencia y administración en el negocio,
3. *Capital*: Son los bienes que el sujeto dispone, en el caso que sea una empresa corresponde a un análisis de la situación financiera,
4. *Colateral*: Son las garantías que avalan el préstamo,
5. *Condiciones*: Son los factores externos y condiciones económicas,

Este tipo de evaluación tradicionalmente se basa en la experiencia de los oficiales de crédito que realizan una evaluación subjetiva, no solo analizando la información histórica que posee el sujeto, sino también tratando de proyectar el posible comportamiento y capacidad de pago a través de la relación con el cliente y el comportamiento que haya presentado en los anteriores créditos con la institución. Esta técnica para ser útil debe ser aplicada sobre poblaciones pequeñas donde las personas mantienen una relación estrecha o sobre específicos tipos de crédito como microcrédito, donde a pesar de los costos sigue siendo necesario el contacto y seguimiento con el cliente para disminuir los riesgos debido a los montos altos o

la inestabilidad del negocio del microempresario. [13].

El credit scoring de tarjeta de crédito tiene como objetivo predecir el comportamiento de pago de un solicitante de tarjeta en una ventana de desempeño normalmente de 12 meses. El desarrollo del modelo implica la ejecución de los siguientes pasos generales: selección de la población objetivo, diseño muestral, aplicación de la metodología estadística, construcción de las tablas de performance y pruebas de validación.

Las metodologías a ser contrastadas en este trabajo son la regresión logística y el árbol de decisión para la creación de un modelo scoring de tarjeta de crédito. La regresión logística es la técnica más utilizada y con más éxito durante la historia, su resultado es la obtención de una ecuación con las variables significativas que caracterizan la probabilidad de incumplimiento. En los últimos 20 años, los árboles de decisión han sido muy utilizados en la construcción de este tipo de modelos. En ambas técnicas el objetivo es clasificar a los clientes tanto malos o buenos con el fin de que sea fácil tomar una decisión sobre el otorgamiento del crédito. Los test comúnmente utilizados para medir la eficacia de los modelos score son: Coeficiente de Kolmogorov-Smirnov (KS), el índice de GINI, la curva de Receiver Operating Characteristic (ROC) y la captación de malos.

Un modelo para su desarrollo necesita de información con la cual generar las variables dependientes como independientes. La calidad y completitud de los datos permite generar un modelo robusto y diferenciador; sin tener la información crediticia de los tarjeta-habientes sería imposible pensar en la generación de un credit scoring especializado en esta población debido que para completar la información necesaria nos llevaría años adicionalmente que el costo del hardware y software necesarios para el almacenamiento de los datos es un valor muy elevado.

En el mundo al igual que en nuestro país los burós de información crediticia tiene un papel importante como proveedores de la información crediticia de la población bancarizada, y al ser un ente regulado por la SBS, se garantiza la información veraz, completa y con una estructura que permite almacenar la información crediticia tanto actual como histórica de cada sujeto. La información para el presente trabajo con fin estrictamente académico, fue proporcionada por Credit Report, esto permitirá contar con la materia prima para generar un modelo score genérico



especializado para tarjetas de crédito.

En el segundo capítulo de esta tesis describiremos las definiciones y características de las tarjetas de crédito, debido a que es el producto crediticio objeto de estudio. Se presenta además las instituciones emisoras en el Ecuador, la clasificación tanto en tipos de tarjeta como de cartera y también se muestra cifras actuales de la distribución de cantidad y saldo de tarjetas en el país. La información fue descargada de la página de la SBS.

El tercer capítulo se centra en el fundamento matemático de las dos técnicas estadísticas: regresión logística y árbol de decisión. También consta toda la información necesaria para el entendimiento y uso de los módulos utilizados del software estadístico con el cual se desarrolló los modelos scoring, con la finalidad de comprender los estadísticos y métodos numéricos disponibles.

En el cuarto capítulo se presenta de manera clara la metodología para el desarrollo de un credit scoring comenzando por los conceptos, tipos de modelos que existen, el esquema de desarrollo, los resultados que se obtienen y los estadísticos ha tomarse en cuenta. Se describen las metodologías existentes para definición de punto de corte y los beneficios que la herramienta brinda. En este capítulo también se presenta la primera fase del desarrollo del modelo score de tarjetas: definición de la muestra, definiciones de variables dependientes e independientes, scorecards y exclusiones.

El quinto capítulo se describen los modelos obtenidos, es decir, las tablas de performance, las variables significativas, la ecuación en el caso de la regresión logística y la segmentación para el árbol de decisión, también se muestra los estadísticos KS, GINI, ROC y captación de malos. Un punto importante es el análisis de rendimiento realizado sobre subpoblaciones para identificar el poder predictivo del modelo en estos grupos.

En el sexto capítulo se realiza el contraste de ambas metodologías comparando los estadísticos obtenidos, con la finalidad de definir la técnica estadística con mejor desempeño para el desarrollo de un modelo score.

El presente trabajo, a parte de permitirnos evaluar la mejor metodología para el

desarrollo de modelos score, presenta una solución a un problema real que es el otorgamiento de una tarjeta de crédito a una persona bancarizada del Ecuador, asumiendo un nivel de riesgo esperado.

## Capítulo 2

# La Tarjeta de Crédito en el Sistema Crediticio Ecuatoriano

### 2.1. Historia de la Tarjeta de Crédito

El inicio de la tarjeta de crédito data de finales de la década de los 40 donde en Estados Unidos ya existían tarjetas cerradas, es decir, que se utilizaban únicamente en el establecimiento que las emitió como por ejemplo hoteles, gasolineras y grandes tiendas.

La idea de generar la tarjeta de crédito surge en el año de 1949 cuando Frank McNamara tiene problemas para pagar su cuenta en un restaurante de Nueva York debido a que olvido su billetera y le pareció una circunstancia tan delicada que un año después, junto con su abogado Ralph Schneider, creó la Tarjeta Diners Club, una organización para servir de garantía al pago de los consumos hechos por sus socios en distintos establecimientos locales. Diners Club se extendió muy rápidamente por las principales ciudades de Estados Unidos, aumentando el número de socios y de establecimientos adheridos. Después de algunos meses la tarjeta trasciende fronteras siendo aceptada en Inglaterra, España, México, Canadá, Hawai y Puerto Rico. La principal característica de la Tarjeta Diners Club fue que nació con crédito ilimitado y ha permanecido así ajustándose a las necesidades de sus titulares.

American Express crea en 1958 su Tarjeta de Crédito en EE.UU y Canadá para neutralizar el crecimiento de Diners Club, la aparición de este nuevo competidor permite aumentar la credibilidad del nuevo medio de pago. En la década de los 70 era aceptada en diez monedas extranjeras.

Los bancos locales de Estados Unidos comienzan a expedir sus propias tarjetas de crédito en reemplazo del cheque, pero es en los años 60 donde se comienza a tener una mayor rentabilidad debido a la implementación de nuevas modalidades de pagos; el diferido. El entorno les permite a las instituciones formar asociaciones que se convertirán en las reconocidas firmas Visa Internacional (1958) y Mastercard Internacional (1967) formando un sistema de carácter nacional.

BankAmericard aparece en 1958 en el estado de California emitida por el Bank of America que genera alianzas estratégicas para poder emitir el plástico fuera de California. En 1965 la tarjeta era utilizada en distintos puntos del territorio norteamericano. En 1970 cuando el Bank of America deja de gestionar la tarjeta BankAmericard toma el control los bancos que emitían el plástico, que conformaron la National BankAmericard Inc. (NBI), una corporación dedicada a la administración y el desarrollo de la tarjeta BankAmericard en el marco de los Estados Unidos. El Bank of America se reservó la potestad de entregar licencias a las entidades financieras que estuvieran interesadas en comercializar la tarjeta BankAmericard, generando así una empresa multinacional llamada IBanco que es la encargada de gestionar el programa internacional de la tarjeta. En 1972 la tarjeta se encuentra en 15 países. En 1977 BankAmericard cambia el nombre de su tarjeta a Visa debido a que en muchos países no era posible utilizar por cuestiones políticas e ideológicas una tarjeta que mantenía algún tipo de relación con el Bank of America pero se mantuvieron sus bandas características de color azul, blanco y dorado. Al mismo tiempo, NBI pasó a ser Visa U.S.A., mientras que IBanco tomó el nombre de Visa International.

Master Charge nace de la unión de las entidades financieras United Bank of California, First Interstate Bank, Wells Fargo, Crocker National Bank, California First Bank y Interbank Card Association con el objetivo de transformarse en una tarjeta interbancaria. En el año 1979 se renombra como Mastercard reflejando un crecimiento mundial de la empresa a través de la aceptación de los comercios en los países donde incursionaban. En 1990, MasterCard adquirió a la firma inglesa

Access Card y en el 2002 lo hizo con Europany International, otra compañía dedicada al mercado de las tarjetas de crédito que operó mucho tiempo con la marca Eurocard con la compra de estas empresas Mastercard se posiciona a nivel mundial.

A partir de los años 60 Diners Club comienza a operar en el Ecuador convirtiéndose en la primera tarjeta de crédito. En 1980 aparece Mastercard y en año 2003 se convierte en PacifiCard emitiendo también la marca Visa. En el 2001 American Express incursiona en el mercado ecuatoriano realizando una alianza con Banco de Guayaquil convirtiéndose en el emisor exclusivo de esta tarjeta en el Ecuador.

La competencia existente entre las diferentes compañías emisoras de tarjetas de crédito ha permitido que las mismas ofrezcan una gama de servicios adicionales a sus clientes, con la finalidad de captar más socios y poseer un volumen mayor de negocio. Además las emisoras de tarjeta de crédito han generado alianzas con grupos estratégicos que permite que este mercado sea muy competitivo que provoca mayores y mejores servicios a todos los segmentos de la población target de una tarjeta.

## 2.2. Las Tarjetas de Crédito en el Ecuador

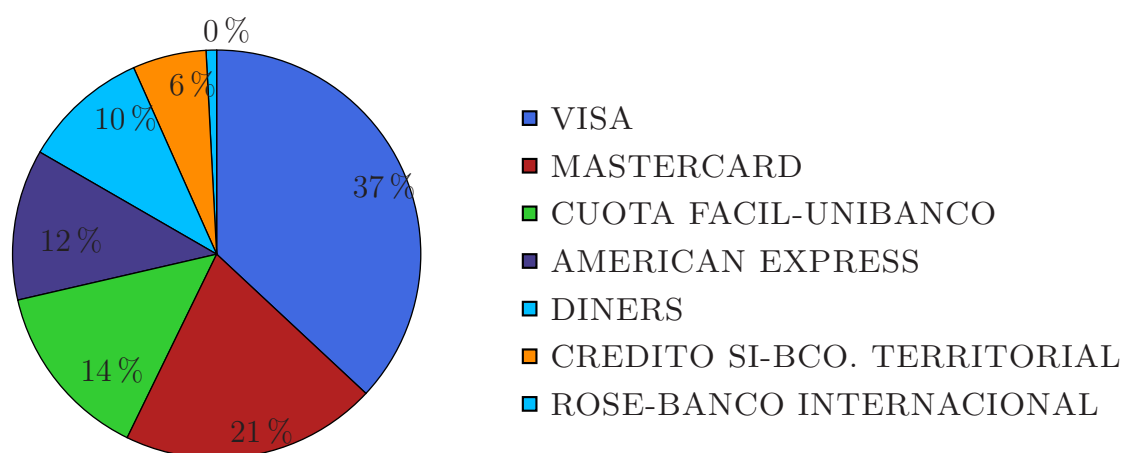
Las emisoras de tarjeta de crédito son parte del sistema crediticio ecuatoriano el cual está compuesto por los tres grandes grupos:

1. *Sistema Regulado:* Compuesto por sociedades financieras, bancos, mutualistas, cooperativas, reguladas por la SBS. En este sistema se encuentran las emisoras de tarjetas de crédito bancarias que son la población beneficiaria de este modelo.
2. *Sistema Regulado por el MIES:* Compuesto por las cooperativas y ONG'S, que no se encuentran reguladas por la SBS, debido a que no sobrepasan los mínimos de capital para su control. En este sistema no existen tarjetas de crédito.
3. *Sistema Comercial:* Compuesto por casas comerciales y empresas de telecomunicaciones, cobranza y comercio. En este sistema existen tarjetas de

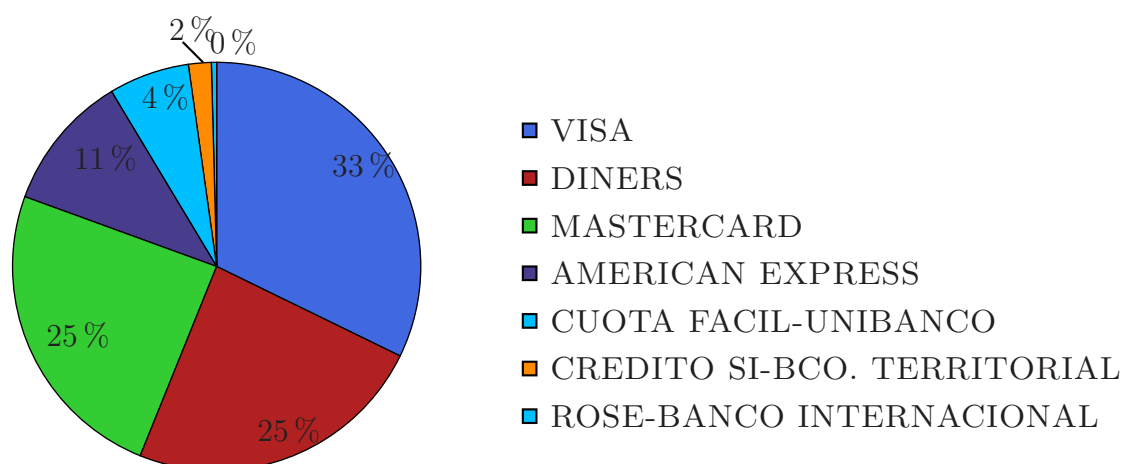
crédito emitidas por estas instituciones para el uso exclusivo en las mismas que no son el objetivo de estudio.

### 2.2.1. Distribución de Tarjetas de Crédito en el Ecuador

En el Ecuador existen siete marcas de Tarjetas de Crédito: VISA, Mastercard, Diners Club, American Express, Cuota Fácil - Unibanco, Crédito Si - Banco Territorial y Rose - Banco Internacional, emitidas por distintas instituciones que forman parte del Sistema Financiero Regulado. En julio del 2010 el número de Tarjetas de Crédito es de 1.971.268 con un total de saldo de \$2.626.550.183.



**Figura 2.1:** Participación de Tarjetas a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta. (Fuente SBS)



**Figura 2.2:** Participación de Deuda a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta. (Fuente SBS)

En el gráfico (2.1) y (2.2) se identifica que tanto en número de tarjetas como en saldo de deuda el número el primer lugar en nuestro país lo tiene VISA. Diners Club si bien ocupa la posición quinta en número de tarjetas es el segundo en saldo de

deuda.

A continuación se encuentra la lista de emisores por tarjeta:

1. *American Express*: El único emisor de esta tarjeta es Banco de Guayaquil.
2. *Diners Club*: Desde sus inicios el emisor de esta tarjeta fue únicamente Diners Club, ahora existe un convenio con Banco General Rumiñahui que ahora también emite esta tarjeta.
3. *Cuota Fácil*: Es una tarjeta generada por Unibanco, destinada para una clase media baja.
4. *Crédito Si*: Es una tarjeta generada por Banco Territorial, que tiene alianza con la tienda Casa Tosi.
5. *Rose*: Es una tarjeta generada por Banco Internacional, que tiene alianza con la tienda Rose.
6. *Visa*: Los emisores de VISA en el Ecuador ordenados por mayor número de tarjetas emitidas son:
  - a) Banco Pichincha
  - b) Banco del Pacífico
  - c) Banco Austro
  - d) Banco Bolivariano
  - e) Banco de Guayaquil
  - f) Banco Internacional
  - g) Banco de Machala
  - h) Banco General Rumiñahui
  - i) Produbanco
  - j) Banco Territorial
  - k) Banco Proamérica
  - l) Unibanco
  - m) Banco de Loja
  - n) Mutualista del Azuay

- ñ) Banco Amazonas
- o) Banco Comercial de Manabí

7. *Mastercard*: Los emisores de Mastercard en el Ecuador ordenados por mayor número de tarjetas son:

- a) Pacificard
- b) Banco del Pacífico
- c) Banco del Pichincha
- d) Produbanco
- e) Banco Austro
- f) Mutualista Pichincha
- g) Banco de Guayaquil
- h) Banco Bolivariano
- i) Banco Internacional

### 2.2.2. Clasificación de Tarjetas de Crédito

Las Tarjetas de Crédito se pueden clasificar por la cobertura que tienen así como por el cupo ,beneficios y alianzas que pueden existir entre el emisor y los establecimientos.

Las tarjetas de crédito se clasifican de acuerdo al nivel de cobertura en:

1. *Nacionales*: Su uso es únicamente dentro del País.
2. *Internacionales*: Su uso es a nivel mundial.

Por usuario de la tarjeta de crédito:

1. *Individual*: El beneficiario es una persona natural. El modelo desarrollado es una herramienta para este mercado.
2. *Corporativa*: Es el tipo de tarjeta destinada para empresas, permitiendo asumir los consumos realizados por sus empleados, en su mayoría son los gerentes y dueños para quienes las empresas solicitan este tipo de tarjeta.



TARJETA	INTERNACIONAL		NACIONAL		TOTAL	PARTICIPACIÓN
	CORPORATIVA	INDIVIDUAL	CORPORATIVA	INDIVIDUAL		
VISA	6.177	450.443	24	265.854	722.498	36.65 %
MASTERCARD	1.418	373.035	1	44.196	418.650	21.24 %
CUOTA FÁCIL - UNIBANCO				281.051	281.051	14.26 %
AMERICAN EXPRESS	1.492	239.459			240.951	12.22 %
DINERS	3.469	118.427	978	65.685	189.559	9.62 %
CREDITO SI-BANCO TERRITORIAL				109.409	109.409	5.55 %
ROSE-BANCO INTERNACIONAL				9.150	9.150	0.46 %
TOTAL	12.556	1.181.364	1.003	776.345	1.971.268	100 %

**Tabla 2.1:** Número de Tarjetas de Crédito a Julio 2010 por Tipo de Tarjeta. (Fuente SBS)

En la tabla (2.1) se presenta la distribución de las tarjetas de crédito por cobertura (nacionales e internacional) y por tipo de usuario (individuales y corporativas). Las tarjetas individuales representan el 99 % del mercado de tarjetas de crédito.

Las tarjetas de crédito también se clasifican por características aspiracionales como el cupo, plástico y marca. En afán de lograr diferenciar las tarjetas de crédito ofrecen a sus clientes como millas, descuentos, puntos. Las tarjetas aspiracionales se clasifican en:

1. *Clásica:* es la tarjeta de crédito más básica donde no se tiene mucha exigencia de patrimonio e ingreso; adicionalmente esta puede ser nacional o internacional
2. *Gold:* es una tarjeta internacional, que tiene mayor prestigio que una clásica, con un mayor cupo y exigencias mayores tanto de patrimonio e ingresos.
3. *Platinum:* es una tarjeta internacional, que tiene mayor prestigio que una gold, con un mayor cupo y exigencias mayores tanto de patrimonio e ingresos.
4. *Black o Infinite:* es una tarjeta internacional, que tiene mayor prestigio que una platinum, con un mayor cupo y exigencias mayores tanto de patrimonio e ingresos. Black toma el nombre en Mastercard e Infinite en Visa.

### 2.2.3. Clasificación de la Cartera de Tarjetas de Crédito

De acuerdo a la modalidad de pago de una tarjeta de crédito se clasifican en:

1. *Corriente:* en el cual el cliente paga su consumo al final del mes. No se pagan intereses porque se considera al crédito corriente como pago al contado.
2. *Rotativo:* el cliente paga un saldo mínimo de la totalidad consumida en el mes. Este saldo es generalmente el 10 % del total de la deuda del usuario y los intereses se pagan sobre el total adeudado.

3. *Diferido*: los pagos se realizan a plazos fijos, con o sin intereses. En el caso del mercado ecuatoriano, estos plazos van de 3 a 24 meses.

De acuerdo a la Superintendencia de Bancos, al 2005 el plan de pagos más utilizado fue el rotativo con el 57,6% del monto total de crédito otorgado, le siguen el diferido 30,1% y el corriente 12,3%. El pago rotativo y diferido son las dos modalidades preferidas de pago hasta la actualidad.

El porcentaje de los pagos realizados mediante el sistema rotativo ha incidido directamente en el crecimiento del endeudamiento total de los tarjeta habientes, puesto que, a través de este método de pago el saldo del crédito se acumula. Este sistema de pago resulta también el más costoso para el consumidor debido a que debe cancelar mayores intereses. Los ingresos para las compañías emisoras de tarjetas de crédito provienen de los intereses cobrados a los consumos de tarjeta habientes (en los sistemas de pago rotativo y diferido) y de los intereses de mora, cobros por avances en efectivo y emisión y mantenimiento de cuentas, estos costos varían de acuerdo al emisor de la tarjeta.

# Capítulo 3

## Metodologías de Credit Scoring

### 3.1. Regresión Logística

La regresión logística consiste en encontrar una función de las variables independientes, sean estas cualitativas o cuantitativas, que permita clasificar a los individuos en una de las dos poblaciones que genera la variable dependiente dicotómica, obteniendo como resultado la probabilidad de que un sujeto forme parte de una de estas.[14]

Sea la variable dependiente binomial:

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{si es mal cliente} \\ 1 & \text{si es buen cliente} \end{cases}$$

Donde mal cliente significa que durante la ventana de desempeño ha tenido una mora mayor a 90 días. La probabilidad de que pertenezca a uno u otro grupo se puede escribir como:

$$\pi_i = \Pr(y_i = 1) \quad 1 - \pi_i = \Pr(y_i = 0)$$

Donde:

$\pi_i$  depende funcionalmente de las variables independientes,  $(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{ik})$ , [25] a través de la función logística:

$$\pi_i = \frac{\exp(v_i)}{1 + \exp(v_i)} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3.1)$$

donde

$$v_i = \beta_1 + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik}$$

La función logística toma valores entre cero y uno, y su gráfico es como de una S, cruzando en el eje de las ordenadas en el valor 0,5.

Si despejamos de la ecuación (3.1)  $v_i$ , obtenemos la función logit:

$$v_i = \text{logit}(\pi_i) = \ln \left( \frac{\pi_i}{1 + \pi_i} \right) \quad (3.2)$$

La razón:

$$\frac{\pi_i}{1 + \pi_i}$$

Es conocida como la razón de probabilidades y se interpreta en términos de riesgo.

El riesgo relativo de cada variable es  $\exp(\beta_j)$ , nos permite medir cuanto crece o disminuye el riesgo en función del siguiente porcentaje  $100\%(\exp(\beta_j) - 1)$ , cuando  $x_i$  se incrementa en una unidad mientras el resto se mantiene constante, es decir: [25]:

$$\exp(\beta_j) = \frac{\frac{\pi_+}{1 + \pi_+}}{\frac{\pi}{1 + \pi}} \quad (3.3)$$

Donde:

$$\frac{\pi_+}{1 + \pi_+} = \exp(\beta_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_j (x_j + 1) + \dots + \beta_k x_k)$$

### 3.1.1. Algoritmos y especificación del Paquete estadístico SPSS en logistic regression

El módulo de regresión logística ofrece una serie de análisis como los que se detallan a continuación [24].:

- Prueba de bondad de ajuste del modelo de Hosmer-Lemeshow
- Análisis por pasos

- Contrastes para definir la parametrización del modelo
- Puntos de corte alternativos para la clasificación
- Gráficos de clasificación
- Aplicación de un modelo ajustado mediante un conjunto de casos sobre otro conjunto de casos reservados
- Almacenamiento de pronósticos, residuos y estadísticos de influencia

#### 3.1.1.1. Métodos de selección de variables

Existen varios métodos para decidir como se introducen las variables independientes, dependiendo de esto el modelo puede variar. [24].

1. *Introducir*: Procedimiento para la selección de variables en el que todas las variables de un bloque se introducen en un solo paso.
2. *Selección hacia adelante (Condicional)*: Método de selección por pasos hacia adelante que contrasta la entrada basándose en la significación del estadístico de puntuación y contrasta la eliminación basándose en la probabilidad de un estadístico de la razón de verosimilitud que se basa en estimaciones condicionales de los parámetros.
3. *Selección hacia adelante (Razón de verosimilitud)*: Método de selección por pasos hacia adelante que contrasta la entrada basándose en la significación del estadístico de puntuación y contrasta la eliminación basándose en la probabilidad del estadístico de la razón de verosimilitud, que se basa en estimaciones de la máxima verosimilitud parcial.
4. *Selección hacia adelante (Wald)*: Método de selección por pasos hacia adelante que contrasta la entrada basándose en la significación del estadístico de puntuación y contrasta la eliminación basándose en la probabilidad del estadístico de Wald.
5. *Eliminación hacia atrás (Condicional)*: Selección por pasos hacia atrás. El contraste para la eliminación se basa en la probabilidad del estadístico de la razón de verosimilitud, el cuál se basa a su vez en las estimaciones condicionales de los parámetros.

6. *Eliminación hacia atrás (Razón de verosimilitud)*: Selección por pasos hacia atrás. El contraste para la eliminación se fundamenta en la probabilidad del estadístico de la razón de verosimilitud, el cual se fundamenta en estimaciones de máxima verosimilitud parcial.
7. *Eliminación hacia atrás (Wald)*: Selección por pasos hacia atrás. El contraste para la eliminación se basa en la probabilidad del estadístico de Wald.

### 3.1.1.2. Estadísticos

1. *Wald*: El estadístico de Wald es calculado para las variables del modelo con la finalidad de decidir si una variable debe ser removida. Para variables no categóricas se define como:

$$Wald_i = \left( \frac{\hat{\beta}_i}{\sigma_{\beta_i}} \right)^2$$

Si la variable es categórica se calcula:

$$Wald_i = \hat{\beta}_i' C^{-1} \hat{\beta}_i$$

Donde  $\hat{\beta}_i$  es el vector de máxima verosimilitud correspondiente a las estimaciones de las  $m - 1$  variables dummies, y  $C$  es la matriz de covarianza asintótica para  $\hat{\beta}_i$ .

La distribución asintótica del estadístico de Wald es una chi-cuadrado con grados de libertad igual al número de parámetros estimados.[24].

2. *Verosimilitud* El estadístico de verosimilitud se define como dos veces la razón de las funciones de verosimilitud. Es utilizado para evaluar si una variable debe ser retirada del modelo. Supongamos se tiene  $r_i$  variables en el modelo completo, basados en los estimadores de verosimilitud del modelo completo,  $l(full)$  es calculado. Para cada una de las variables removidas del modelo, es calculada la función de verosimilitud  $l(reduced)$ , es decir el estimador de verosimilitud removiendo esta variable. El estadístico se define como:

$$LR = -2 \ln \left( \frac{l(reduced)}{l(full)} \right) = -2(l(reduced) - l(full))$$

El estadístico de verosimilitud es asintóticamente chi-cuadrado distribuido

con grados de libertad igual a la diferencia entre el número de parámetros estimados en los dos modelos.[24].

3. *Puntuación*: Se calcula para cada variable que no se encuentra en el modelo para determinar si debe incluirse. Supongamos que existe  $r_1$  variables  $\alpha_1, \dots, \alpha_{r_1}$ , que se encuentran en el modelo y  $r_2$  variables  $\gamma_1, \dots, \gamma_{r_2}$ , que no se encuentran en el modelo. El estadístico de puntuación para  $\gamma_i$  si no es variables categórica se define como :

$$S_i = (L_{\gamma_i}^*)^2 B_{22,i}$$

Si  $\gamma_i$  es categórica con  $m$  categorías, se genera un vector dummy de  $(m - 1)$  dimensiones, denotemos estas variables  $(m - 1)$  nuevas como  $\tilde{\gamma}_i, \dots, \tilde{\gamma}_{i+m-2}$ , y el estadístico sería:

$$S_i = (L_{\tilde{\gamma}}^*)' B_{22,i} L_{\tilde{\gamma}}^*$$

Donde:

$$(L_{\tilde{\gamma}}^*)' = (L_{\tilde{\gamma}_i}^*, \dots, L_{\tilde{\gamma}_{i+m-2}}^*)$$

La matriz de dimensiones  $(m - 1) \times (m - 1)$  que es  $B_{22,i}$  es:

$$B_{22,i} = (A_{22,i} - A_{21,i} A_{11}^{-1} A_{12,i})^{-1}$$

con:

$$\begin{aligned} A_{11} &= \tilde{\alpha}' \hat{V} \tilde{\alpha} \\ A_{12,i} &= \tilde{\alpha}' \hat{V} \hat{\gamma}_i \\ A_{22,i} &= \hat{\gamma}_i' \hat{V} \hat{\gamma}_i \end{aligned}$$

donde  $\tilde{\alpha}$  es la matriz dada por las variables  $r_1$  variables  $\alpha_1, \dots, \alpha_{r_1}$ , y  $\hat{\gamma}_i$  es la matriz de variables dummies  $\tilde{\gamma}_i, \dots, \tilde{\gamma}_{i+m-2}$ . Basados en el estimador de máxima verosimilitud para los parámetros del modelo,  $V$  es estimada por  $\hat{V} = \text{Diag}\{\hat{\pi}_i(1 - \hat{\pi}_i), \dots, \hat{\pi}_n(1 - \hat{\pi}_n)\}$ . La distribución asintótica del estadístico de puntuación es una chi-cuadrado con grados de libertad igual al número de variables implicadas.[24].

4. *Condiciona*: La estadístico condicional se calcula para cada variable en el modelo. La fórmula para este es la misma que para el estadístico de

verosimilitud, salvo por las estimaciones de los parámetros en cada modelo reducido que son estimaciones condicionales. Se  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_{r_1})$  y  $C$  la matriz de covariables asintóticas para  $\beta$ . Si la variable  $x_i$  es removida, la estimación condicional de los parámetros restantes en el modelo se da por:

$$\tilde{\beta}_{(i)} = \hat{\beta}_{(i)} - c_{12}^{(i)}(c_{22}^{(i)})^{-1}\hat{\beta}_i$$

Donde  $\hat{\beta}_{(i)}$  son los estimadores de máxima verosimilitud asociados a  $x_i$ , y  $\hat{\beta}_{(i)}$  es  $\beta$  sin  $\beta_i$ .  $c_{12}^{(i)}$  es la covarianza entre  $\hat{\beta}_{(i)}$  y  $\hat{\beta}_i$  y  $c_{22}^{(i)}$  es la covarianza de  $\beta_i$ . El estadístico condicional se calcula como:

$$-2(l(\tilde{\beta}_{(i)}) - l(full))$$

Donde  $l(\tilde{\beta}_{(i)})$  es el logaritmo de la función de verosimilitud evaluado en  $\tilde{\beta}_{(i)}$ . [24].

## 3.2. Árbol de clasificación

Un árbol de clasificación esta compuesto por un arreglo de mediciones  $x_1, \dots, x_k$  que conforman el espacio de mediciones  $X$ , conteniendo todas las características para clasificar un punto en el espacio. Suponiendo que los casos forman parte de  $r$  clases, se puede generar un conjunto de clases, tal que  $C = 1, \dots, r$ . [24]

La regla de clasificación es un camino sistemático para predecir al miembro de una clase, mediante el cual se asigna a cada vector  $x$  dentro de  $X$  una categoría en el grupo de clases  $C$ . También la puede ver como una función  $d(x)$  definida sobre el conjunto  $X$  tal que para cada  $x$ ;  $d(x)$  es igual a una clase  $1, 2, \dots, r$ .

Un árbol de clasificación esta constituido por particiones repetitivas de subconjuntos de  $X$  en subconjuntos descendentes empezando con el  $X$  como partida. Sea una partición de conjuntos disjuntos  $X_1$  y  $X_2$ , tal que  $X_1 \cap X_2 = \emptyset$  y  $X = X_1 \cup X_2$  y estos a su vez poseen subconjuntos disjuntos,  $X_1 = X_3 \cup X_4$  y  $X_2 = X_5 \cup X_6$ . A los conjuntos que no contienen particiones (no se pueden subdividir), se los denomina subconjuntos terminales o finales. [24]

De este modo los subconjuntos terminales forman la partición  $X$ , que forman parte de una clase. Varios nodos terminales pueden pertenecer a una misma clase.



La partición total correspondiente a la clasificación buscada, se obtiene al juntar todos los subconjuntos terminales que pertenecen a la misma clase. Dichas particiones se forman por condiciones preestablecidas sobre las coordenadas  $x_1, \dots, x_k$ . El árbol de clasificación predice una clase para el vector de mediciones  $x$ , es decir, determina a que sub-partición pertenece  $X_1$  o  $X_2$ , y dentro de estar a que sub-partición hasta llegar al subconjunto terminal.[24]

La construcción de un árbol de decisión se basa en partir de un nodo raíz que contiene todas la observaciones de la muestra, a partir del cual se generan subgrupos mutuamente excluyendo formando las ramificaciones. Las condiciones para realizar un árbol es definir cuando un nodo se declara terminal y clasificarlo a una clase.

### 3.2.1. Algoritmos y especificaciones del Paquete estadístico SPSS en su modulo de Tree Classify

El procedimiento Árbol de clasificación crea un modelo de clasificación basado en árboles, y clasifica casos en grupos o pronostica valores de una variable (criterio) dependiente basada en valores de variables independientes (predictores). El procedimiento proporciona herramientas de validación para análisis de clasificación exploratorios y confirmatorios.[23]

El procedimiento se puede utilizar para:

- *Segmentación*: Identifica las personas que pueden ser miembros de un grupo específico.
- *Estratificación*: Asigna los casos a una categoría de entre varias, por ejemplo, grupos de alto riesgo, bajo riesgo y riesgo intermedio.
- *Predicción*: Crea reglas y las utiliza para predecir eventos futuros, como la verosimilitud de que una persona cause mora en un crédito o el valor de reventa potencial de un vehículo o una casa.
- *Reducción de datos y clasificación de variables*: Selecciona un subconjunto útil de predictores a partir de un gran conjunto de variables para utilizarlo en la creación de un modelo paramétrico formal.

- *Identificación de interacción*: Identifica las relaciones que pertenecen sólo a subgrupos específicos y las especifica en un modelo paramétrico formal.
- *Fusión de categorías y discretización de variables continuas*: Recodifica las categorías de grupo de los predictores y las variables continuas, con una pérdida mínima de información.

El árbol de decisión asume un supuesto de que las variables tienen la medida correcta, es decir, son nominales, ordinales o escala, dependiendo de su medida los resultados serán distintos.

### 3.2.1.1. Métodos de crecimiento

Los métodos de crecimiento disponibles son [23]:

- *CHAID (Chi-squared Automatic Interaction Detector)*: Detección automática de interacciones mediante chi-cuadrado. En cada paso, CHAID elige la variable independiente (predictora) que presenta la interacción más fuerte con la variable dependiente. Las categorías de cada predictor se funden si no son significativamente distintas respecto a la variable dependiente.
- *CHAID exhaustivo*: Una modificación del CHAID que examina todas las divisiones posibles de cada predictor.
- *C&RT (Classification and Regression Trees)*: Árboles de clasificación y regresión. CRT divide los datos en segmentos para que sean lo más homogéneos que sea posible respecto a la variable dependiente. Un nodo terminal en el que todos los casos toman el mismo valor en la variable dependiente es un nodo homogéneo y puro.
- *QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Trees)*: Árbol estadístico rápido, insesgado y eficiente. Un método que es rápido y que evita el sesgo que presentan otros métodos al favorecer los predictores con muchas categorías. Sólo puede especificarse QUEST si la variable dependiente es nominal.

### 3.2.1.2. Validación

La validación permite evaluar la bondad de la estructura de árbol cuando se generaliza para una mayor población. Hay dos métodos de validación disponibles: validación cruzada y validación por división muestral [23].

- *Validación cruzada:* La validación cruzada divide la muestra en un número de submuestras. A continuación, se generan los modelos de árbol, que no incluyen los datos de cada submuestra. El primer árbol se basa en todos los casos excepto los correspondientes al primer pliegue de la muestra; el segundo árbol se basa en todos los casos excepto los del segundo pliegue de la muestra y así sucesivamente. Para cada árbol se calcula el riesgo de clasificación errónea aplicando el árbol a la submuestra que se excluyó al generarse éste.

La validación cruzada genera un modelo de árbol único y final. La estimación de riesgo mediante validación cruzada para el árbol final se calcula como promedio de los riesgos de todos los árboles.

- *Validación por división muestral:* Con la validación por división muestral, el modelo se genera utilizando una muestra de entrenamiento y después pone a prueba ese modelo con una muestra de reserva.

Si se utilizan muestras de entrenamiento de pequeño tamaño, pueden generarse modelos que no sean significativos, ya que es posible que no haya suficientes casos en algunas categorías para lograr un adecuado crecimiento del árbol.

# Capítulo 4

## Desarrollo de Credit Scoring para Tarjetas de Crédito

### 4.1. Credit Scoring

#### 4.1.1. Conceptos

Credit Scoring es una metodología analítica utilizada para brindar asistencia a un otorgante de crédito de manera objetiva, para que maximice su margen de ganancias al mismo tiempo que minimiza el riesgo asociado con la adquisición y administración de cuentas.

Un modelo de Credit Scoring es una ecuación derivada estadísticamente, que produce un score mediante el cual se puede ordenar un universo de solicitantes de crédito de acuerdo a su nivel de riesgo. A partir de la convicción de que se puede predecir el comportamiento futuro a partir del perfil crediticio histórico, el modelo identifica el grado en el que las características del historial de crédito de un individuo son similares a las características del historial de individuos con pautas de comportamiento similares, bajo condiciones similares.

Típicamente los modelos de Scoring de Riesgo, asignan puntajes altos a consumidores que exhiben una probabilidad de comportamiento crediticio satisfactorio, bajo nivel de riesgo, y puntajes bajos a consumidores que exhiben una probabilidad de comportamiento no satisfactorio, alto nivel de riesgo.

Si bien es cierto que no existe garantía de cuál será el comportamiento de un consumidor individual, el credit scoring permite predecir el comportamiento crediticio futuro de un grupo de consumidores a partir de su comportamiento en el pasado.

#### 4.1.2. Credit scoring comparado con el método tradicional de evaluación de créditos

Credit scoring puede mejorar o sustituir el método tradicional de selección de consumidores de crédito. El método tradicional consiste en evaluar al consumidor en base a una norma seleccionada subjetivamente, para determinar el riesgo de un individuo. Por otro lado, credit scoring ofrece un método de evaluación objetivo, eficaz, consistente, que además elimina una porción considerable del potencial error humano. La siguiente tabla compara los dos métodos.

Credit Scoring	Método Tradicional
Derivado estadísticamente	Derivado experiencia
Depende del comportamiento histórico real	Depende de la intuición del profesional
Coherente, objetivo y no discriminatorio	Puede ser discriminatorio, depender de estados emocionales, o de errores humanos
Se puede utilizar durante toda la vida útil de la operación	Inflexible y es fácil eludir el control deseado
Eficiente y sistemático	Demanda mucho tiempo

**Tabla 4.1:** Contraste: Credit Scoring y Método Tradicional

#### 4.1.3. Tipos de modelos de Credit Scoring

Los modelos de Credit Scoring cubren la gama completa de necesidades en la toma de decisiones durante la vida útil de la operación, debido a que se puede construir modelos para:

- Preselección
- Adquisición de cuentas
- Comportamiento

- Administración de cuentas
- Fidelidad
- Cobranzas
- Respuesta
- Pronóstico de utilización/ingresos

Los modelos de Credit Scoring son compatibles con las estrategias, procesos y objetivos empresariales claves, tanto tradicionales como no tradicionales:

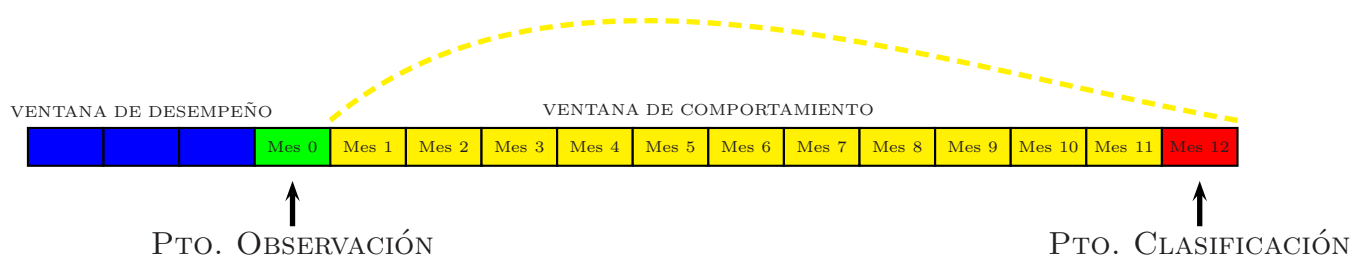
Uso Tradicional	Uso no Tradicional
Abrir cuentas nuevas	Estimar rentabilidad
Establecer límites de crédito	Pronosticar reservas por pérdidas
Modificar límites de crédito	Pronosticar ingresos
Realizar ventas cruzadas	Análisis de competitividad
Renovar cuentas de crédito	Análisis de rechazos
Establecer prioridades de cobranzas	Análisis econométricos

**Tabla 4.2:** Uso de Metodologías: Tradicionales y No Tradicionales

#### 4.1.4. Ciclo de desarrollo del modelo de Credit Scoring

El desarrollo de un modelo de Credit Scoring sigue normalmente un ciclo que describimos a continuación:

1. Definir los objetivos del modelo. ¿Se va a utilizar el modelo para adquisiciones, administración de cuentas, cobranzas o para algún otro propósito?
2. Seleccionar la ventana o período de observación para el modelo. Los modelos de Credit Scoring son desarrollados mediante la observación de una muestra representativa de operaciones de crédito en dos períodos de la escala de tiempo. El primer período, o ventana de comportamiento, sirve como punto de referencia desde el cual evaluar el hábito de pago de un solicitante de crédito. Finaliza en una fecha que llamamos punto de observación. El segundo período, o ventana de desempeño, se extiende típicamente de 12 a 24 meses posteriores al punto de observación, y representa el comportamiento de un consumidor durante este período de tiempo.



**Figura 4.1:** Periodos de análisis en el desarrollo de un modelo score

3. Definir las características del comportamiento que se está tratando de predecir, y así mismo, las características que distinguen a un candidato satisfactorio de uno no satisfactorio. Se utilizan técnicas estadísticas reconocidas para analizar el conjunto de datos a fin de identificar características de los solicitantes mediante las cuales se pueda pronosticar un comportamiento particular definido como mora. Se escogen las características en base a su relación estadística con los atributos de los solicitantes utilizados para definir si los candidatos son satisfactorios o no satisfactorios. Por ejemplo, un solicitante satisfactorio podría ser uno que ha cumplido sus pagos sin tener ningún valor vencido. Un solicitante no satisfactorio podría ser una que haya llegado a tener operaciones vencidas mayores a 90 días. Las definiciones de satisfactorio y no satisfactorio varían para cada modelo desarrollado. Para definir estos puntos se realiza un análisis de roll-rate, en el cual se identifica la edad del vencido a partir del cual la tasa de deterioro crece llegando a pérdida definiendo las cuentas no satisfactorias, donde se presenta la misma tasa de deterioro se define el grupo de los indeterminados. Se analiza las siguientes características de crédito:

- Historial de pagos
- Información financiera en el Sistema Crediticio Ecuatoriano
- Antigüedad
- Información sobre adquisición de créditos nuevos
- Tipos de créditos

4. Asignar, mediante métodos estadísticos, a cada característica clave una ponderación o valor. Estas ponderaciones se premian o castigan a una calificación inicial o constante adjudicada a todas las cuentas. El resultado es un número que representa la probabilidad de que un solicitante de crédito

satisfaga o no los objetivos de la calificación crediticia. Para los modelos de riesgo, generalmente, las calificaciones son agrupadas en intervalos de riesgo que van de bajo a alto, dentro de una escala entre 999 y 1. Los candidatos que exhiban el riesgo más bajo recibirán una calificación en los intervalos superiores (cerca de 999), mientras que los de riesgo más alto, estarán ubicados en los intervalos de calificación inferiores (cerca de 1).

5. Identificar el universo a ser calificado. Este puede ser un conjunto de datos de una cartera de clientes, un subconjunto determinado por una zona geográfica, un nivel de ingresos o cualquier otra característica en el universo genérico de los consumidores potenciales.
6. Analizar el historial crediticio de los candidatos durante los períodos de desempeño y de comportamiento. El periodo de comportamiento es utilizado para ordenar por categoría, a los solicitantes sobre la base de su comportamiento respecto de las características claves definidas. El periodo de desempeño es utilizado para identificar a los solicitante como satisfactorias o no satisfactorias, de acuerdo a como se establecieron estas categorías en el paso tres.

#### **4.1.5. Resultados del Credit Scoring**

Los modelos de credit scoring permiten evaluar clientes de manera consistente y no basada en juicios de valor. Las técnicas estadísticas establecidas que se utilizan permiten la calificación para ordenar (por categoría), la probabilidad de que un individuo se comporte de una manera deseada, cuantificando así el comportamiento crediticio.

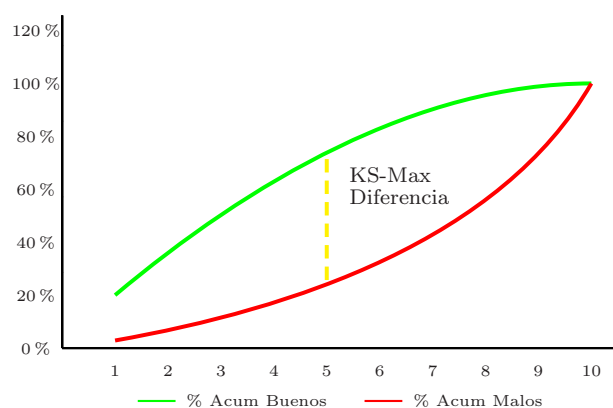
En general se devuelven los resultados de una calificación de crédito en un formato de tabla de comportamiento o de riesgo, llamada tabla de performance. Mediante esta tabla, un otorgante de crédito puede establecer un punto de corte, que determina los puntajes que caen dentro de un intervalo que representa un comportamiento aceptable.

#### **4.1.6. Medidas de calidad**

Para medir cuan bien funciona el modelo scoring se puede evaluar varios estadísticos o medidas, incluyendo las descritas a continuación:



- *Rangos bajos de score*: Una herramienta para analizar cómo funciona un modelo es considerar la eficacia de los rangos más bajos de score en captar malos. Un score fuerte captará porciones significativas de malos en los rangos más bajos, empujando los buenos hacia los rangos más altos.
- El rango y monotonidad de la tasa de malos a través la distribución del score. Es deseable tener grandes diferencias en la tasa de malos entre la peor y la mejor parte de la población, además de que la tasa de malos sea monótonamente decreciente desde la mejor parte de la población hacia la peor.
- *Estadístico Kolmogorov-Smirnov (KS)*: El estadístico calcula la máxima diferencia entre dos distribuciones acumuladas (satisfactorios vs. no satisfactorios). Uno de los objetivos al construir un modelo es maximizar la separación entre esas dos distribuciones.



**Figura 4.2:** Test de Kolmogorov-Smirnov

El gráfico (4.2) es la representación gráfica del KS; donde la primera curva es el porcentaje acumulado ascendente de buenos (sobre el total de buenos) que corresponde a cada intervalo de score y la segunda representa, de la misma manera, el porcentaje acumulado ascendente de malos (sobre el total de malos). Por supuesto, en el punto 0 del gráfico para ambas curvas el porcentaje acumulado es el 0% y en el punto 100 es el 100%. Si los valores de los scores se hubieran asignado al azar, es de esperar que ambas curvas coincidirían con la recta de 45 grados, y su separación sería nula. Si el modelo de Credit Scoring está bien construido las curvas presentarán una separación. El KS es la distancia entre ambas curvas en el punto de separación máxima en la escala.

El KS, cuyo rango va de 0 % a 100 %, sirve como indicador del grado de separación entre las dos distribuciones. Si el KS tomará un valor de 100 % indicaría separación perfecta, mientras que un valor de 0 indicaría que no existe separación.

Para modelos de riesgo basados en información crediticia general, el valor se encuentra entre 20 % y 50 %.

- *Odds*: Es la relación entre registros satisfactorios y no satisfactorios, se calcula como el cociente entre el número de registros buenos y el número de registros malos en ese intervalo multiplicado por cien. Si su valor es, por ejemplo, 2033 indica que en ese intervalo hay 2033 registros buenos por cada 100 registros malos. En los intervalos de score más bajo la relación es baja y asciende exponencialmente a medida que asciende el score
  
- *Estadístico Gini*: Es un estadístico que mide la capacidad de un scorecard o características para ordenar los rangos de riesgo. Un valor de 0 % significa que no se distingue entre los buenos y malos.  
Un credit scoring genérico tienen un coeficiente entre 40 % a 60 %, los modelos de comportamiento pueden tener un coeficiente entre 70 % y 80 %.
  
- *Curva ROC*: Es un gráfico de la sensibilidad contra (1 - especificidad), donde:
  - Sensibilidad: Es la probabilidad de que a un individuo bueno la prueba le dé resultado positivo.
  - Especificidad: Es la probabilidad de que a un individuo malo la prueba le dé resultado negativo.

El área bajo la curva ROC, conocido como AUROC (Area under Receiver Operating Characteristic), nos da la probabilidad de que el score rankee un caso bueno aleatoriamente elegido más arriba que a un caso malo aleatoriamente elegido, es decir, mide la separación a lo largo de toda la distribución. Si el valor es de 0.5 es ninguna separación, 1 separación perfecta donde el rango típico para modelos de riesgo es de 0.65 y 0.80.

#### 4.1.7. Punto de corte

Para cada uso del modelo de credit scoring se debe determinar un punto de corte, es decir, el puntaje mínimo que se utiliza para determinar una decisión, por ejemplo, la aceptación o rechazo de una solicitud de crédito. La determinación del punto de corte se basa en el nivel de comportamiento considerado aceptable para la institución.

La definición de punto de corte se la pueda realizar basados en estadísticos de la siguiente manera:

- ODDS: Si sabemos que tres cuentas satisfactorias generan un ingreso equivalente a la pérdida causada por una cuenta insatisfactoria, debemos considerar los intervalos de la tabla de performance donde la relación de buenos a malos del intervalo (odds) es mayor a 300. Pero si basta con dos cuentas satisfactorias para compensar la pérdida causada por cada cuenta insatisfactoria, los intervalos con una relación superior a 200 pueden ser aceptables.
- Curva ROC: El puntaje de score donde se obtiene el valor máximo de la suma entre la especificidad y sensibilidad.
- KS: El punto donde se tiene el mayor KS.

El punto de corte es un tema muy importante para las instituciones, el asesoramiento puede darse a través de los estadísticos anteriores, sin embargo es un decisión que la entidad debe tomarla en función de su colocación y riesgo aceptado.

#### 4.1.8. Beneficios del Credit Scoring

- Pronosticar el comportamiento futuro de un solicitante de crédito
- Orientar los esfuerzos hacia los mejores perfiles
- Asignar recursos internos de manera más eficaz
- Optimizar la eficiencia y eficacia en función de costos de la administración de cuentas
- Vender más productos y servicios de manera cruzada
- Minimizar el riesgo en cada etapa de la vida útil de la cuenta

- Automatizar el procedimiento de toma de decisiones
- Mejorar sus resultados financieros
- Generar proyecciones de riesgo

## 4.2. Diseño Muestral

Se selecciono en forma aleatoria basados en el ultimo dígito de la cédula de ciudadanía aproximadamente 100.000 personas naturales que terminaban en tres<sup>1</sup>, que al mes de diciembre del 2008 (punto de observación) poseen al menos una tarjeta de crédito bancaria vigente con saldo, emitida por alguna de las emisoras de tarjeta de crédito del Ecuador.

Para las personas contenidas en esta muestra, se genero el detalle histórico de crédito dentro del Sistema Crediticio Ecuatoriano durante la ventana de comportamiento (6 años consecutivos hacia atrás a partir del punto de observación), así como durante la ventana de desempeño (un año posterior).

La información dentro de la ventana de comportamiento, nos permite generar las variables con las cuales se construye el modelo; la información de desempeño en cambio nos permite generar la variable dependiente del modelo que nos da el comportamiento de pago de los tarjeta habientes del Ecuador.

Para el propósito de validación en otro período, también se selecciono una muestra aleatoria de que aquellos sujetos que su cédula termina en ocho, al mes de junio 2008 que poseen al menos una tarjeta de crédito vigente con saldo y se generó la información de la misma manera que para la muestra de modelamiento.

La siguiente figura muestra los períodos de análisis y las muestras:

---

<sup>1</sup>La metodología utilizada se basa en la distribución aleatoria que existe en la generación de cédula de ciudadanía, que nos permite tomar tanto representatividad a nivel de cantidad como de provincia del ecuador

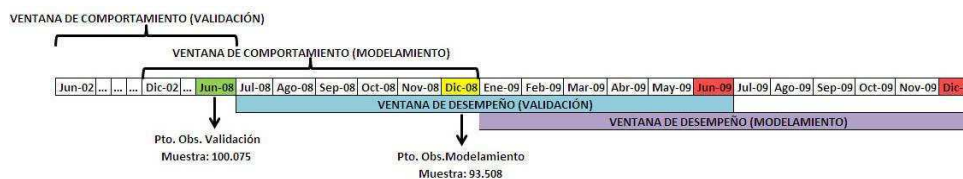


Figura 4.3: Periodos de análisis para el modelo scoring de tarjetas de crédito

### 4.3. Análisis Roll-Rate

La definición del default es un tema muy importante en la construcción de un modelo scoring, debido a que depende de este obtener la definición de la variable a predecir; la metodología del roll rate sirve para este propósito.

El roll rate permite identificar la tasa de deterioro crediticio, analizando cada tramos de vencido al mes de análisis versus el tramo de vencido al mes siguiente, permitiendo construir una tasa de avance que permite identificar el punto a partir del cual la tasa de deterioro se incrementa y estabiliza permitiendo identificar lo que llegará a pérdida.

A continuación se muestra la distribución por edad del vencido con la variable avanza; donde avanza es deteriorar la edad del vencido actual al mes posterior.

RANGO VENCIDO	VARIABLE	
	NO AVANZA	AVANZA
Sin Vencido	96 %	4 %
De 0 a 1 mes	74 %	26 %
De 1 a 2 meses	56 %	44 %
De 2 a 3 meses	46 %	54 %
De 3 a 6 meses	39 %	61 %
De 6 a 9 meses	66 %	34 %
De 9 a 12 meses	76 %	24 %
Mayor a 12 meses	100 %	0 %

Tabla 4.3: Tabla Roll - Rate

La manera de definir cada zona se da debido al criterio y el riesgo que se quiera asumir en manera estándar se maneja de la siguiente manera: Se define como malo la zona roja porque a partir de esta la tasa de avance es superior o igual al 60 %, lo zona amarilla define a los indeterminados debido a que la tasa de avance es alta mayor entre el 40 % y 59 %, la zona verde nos permite definir si se tolera este deterioro o el número de veces para definirlo como bueno.

La tabla (4.3) muestra la distribución de la población de modelamiento en las distintas edades; las tasa de los sujetos que se encuentra de 0 a 1 mes vencidos es apenas del 26 % es decir que de cada 100 personas existe 74 que se recuperan;

avanzando al siguiente rango de 1 a 2 meses la tasa sube al 44 % permitiéndoos concluir que se debe tratar esta zona con más cuidado donde la proporción de clientes que se deterioran es muy alta para definirlos como buenos; lo mismo ocurre en el siguiente rango donde la tasa es del 54 % es decir aproximadamente un cliente se recupera y otro empeora; las zonas que presentan esta tasa se las define como indeterminados para el desarrollo del modelo con la finalidad de tener poblaciones bien definidas de acuerdo al objetivo a predecir. El rango de 3 a 6 meses presenta una tasa del 64 % es decir la proporción de clientes malos a buenos es mas amplia esto permite identificarlos como malos realmente. Adicionalmente los rangos siguientes no nos sirve para el análisis debido a que las tasas disminuyen debido a que los rangos se amplían; no podemos analizar el deterioro de un mes al otro; sino los rangos del vencido son mayores a un mes.

#### 4.4. Definición Variable Dependiente

El objetivo de este score es predecir el comportamiento a nivel de persona física. La definición del desempeño, o de la variable dependiente, es crítica para asegurar que el score prediga el evento de interés.

La definición se la realiza a nivel de persona debido a que el objetivo del modelo es predecir el riesgo total en tarjeta de crédito sobre la población objetivo. Para esto se consolidada a nivel de cliente la deuda: valor por vencer, no devenga interés, vencido, demanda judicial, cartera castigada, incluyendo la peor edad del vencido en forma mensual durante la ventana de desempeño.

Se analiza la información durante la ventana de desempeño definiendo la variable dependiente como:

- **MALO:** Si alcanzo una edad del vencido de 3 a 6 meses o peor (incluyen demanda judicial y cartera castigada) en algún punto a lo largo de la ventana de desempeño, sin registrar un atraso 3 a 6 meses o peor en el mes de observación.
- **MALO AL PUNTO DE OBSERVACIÓN:** Tiene una edad del vencido de 3 a 6 meses o peor al mes de observación.
- **INDETERMINADO:** No se definió como malo, ni malo al punto de observación pero alcanzó una edad del vencido de 1 a 3 meses en algún punto o

alcanzó más de un atraso de 0 a 1 mes a lo largo de la ventana de desempeño.

- **BUENO:** Sin atraso o como máximo un atraso de 0 a 1 mes a lo largo de la ventana de desempeño.
- **SIN DESEMPEÑO:** no se encuentra la operación al final de la ventana de desempeño o si el número de veces con deuda durante la ventana de desempeño es menor a 10.

A continuación se muestra las estadísticas de desempeño final:

DEFINICIÓN	POBLACIÓN MODELO			
	MUESTRA DIC08		MUESTRA JUN08	
	#	%	#	%
TOTAL	100.075	100 %	93.508	100 %
Bueno	59.775	60 %	57.045	61 %
Malo	6.307	6 %	5.567	6 %
Indeterminado	14.606	15 %	13.894	15 %
Malo Obs	11.208	11 %	9.636	10 %
Sin Desempeño	8.179	8 %	7.366	8 %
<i>Tasa Malo</i>	7.82 %		7.28 %	

**Tabla 4.4:** Estadísticas finales de desempeño del modelo.  $Tasa\ malo = malos / (buenos + malos + indeterminados)$

De acuerdo a las buenas prácticas es necesario al menos 800 malos para el desarrollo de un modelo robusto y estable, al analizar nuestra distribución se evidencia que se tiene alrededor de 6.000 malos a pesar que representan únicamente el 6 % de la población total; lo que nos permite realizar un modelo sin necesidad de sesgar la muestra para el desarrollo debido que al ponderar a un porcentaje, por ejemplo 50 % buenos y 50 % malos, al terminar el desarrollo se debe realizar técnicas de corrección de sesgo muestral con el objetivo que el modelo tenga las mismas características encontradas en su desarrollo y la implementación es más extensa.

#### 4.4.1. Muestreo

Los datos fueron divididos en dos muestras: una se utilizó para la estimación del modelo, mientras que la otra fue reservada para una validación independiente. El propósito de la muestra de validación es confirmar la estabilidad y la robustez del modelo. Sin una validación independiente, siempre existe el peligro de sobreajuste, es decir, que el modelo sea demasiado específico a la muestra usada en el desarrollo y no se pueda aplicar a otras bases independientes. Por lo tanto, este paso es crítico para asegurar que el modelo funcione y proporcione buenos

resultados una vez que se lo utilice en la práctica.

En este proyecto se tomó un 60 % del total de la muestra de diciembre 2008 como muestra de desarrollo y el 40 % como muestra de validación. Se determinó utilizar el 60 % para modelar con la finalidad de que en la estimación del modelo este basado en una población más representativa; el 40 % restante es utilizado como una muestra de validación del modelo para mostrar que no existe ningún sesgo o particularidad en el desarrollo. Además se usa una muestra al mes de junio de 2008 con el fin de realizar una validación adicional fuera del período en que se estimaron las fórmulas. Los resultados presentados en este documento se presentan tanto sobre la muestra de modelamiento y validación, así como la muestra de junio.

La siguiente tabla contiene las estadísticas del muestreo:

DEFINICIÓN	TOTAL		POBLACIONES				MUESTRA JUN08	
	#	%	MODELAMIENTO #	VALIDACIÓN #	MUESTRA JUN08 #	%	%	
TOTAL	100.075	100 %	60.045	40.030	93.508	100 %	100 %	
Bueno	59.775	60 %	35.914	23.861	57.045	60 %	61 %	
Malo	6.307	6 %	3.906	2.401	5.567	6 %	6 %	
Indeterminado	14.606	15 %	8.725	5.880	13.894	15 %	15 %	
Malo Obs	11.208	11 %	6.679	4.529	9.636	10 %	10 %	
Sin Desempeño	8.179	8 %	4.820	3.359	7.366	8 %	8 %	
<i>Tasa Malo</i>		7.82 %					7.28 %	
			8.05 %	7.47 %				

Tabla 4.5: Estadísticas finales de desempeño en las Muestras

## 4.5. Definición de Exclusiones

### 4.5.1. Exclusiones del Modelamiento

Son los sujetos catalogados en el status de sin desempeño en la variable dependiente, debido que se necesita tener la mejor población objetivo que son clientes que utilicen su tarjeta, donde se presenta el riesgo de que presenten mora. Si el objetivo del modelo sería predecir la activación de la tarjeta esta población sería importante en el estudio.

### 4.5.2. Exclusiones de la etapa de desarrollo

En la etapa de desarrollo se excluye a los indeterminados debido a que se definen así por pertenecer a una zona gris, donde es difícil distinguir si son clientes buenos o malos.



## 4.6. Generación de Variables Independientes

La generación de variables se basa en toda la información relevada en la ventana de comportamiento, que incluye operaciones que vienen de las instituciones financieras reguladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, las operaciones que vienen de las instituciones financieras reguladas por el MIES, y las operaciones que vienen de casas comerciales.

La generación de las variables independientes es un pilar clave en el desarrollo del modelo, depende mucho de la experiencia y el know how adquirido.

El objetivo es generar variables que midan todas las características de la población que provoquen el fenómeno de la mora en las tarjetas de crédito. De manera general se construye variables que midan los siguientes factores:

### ■ MORA:

- Identificando tanto la mora reciente como histórica, así como la severidad de la misma durante la ventana de comportamiento.
- Generando indicadores que midan la mora tanto en tarjeta de crédito como en los otros productos crediticios.
- Construyendo a través de calificaciones de crédito variables que identifiquen el deterioro de la persona.

### ■ ENDEUDAMIENTO:

- Analizando sobreendeudamientos, así como representatividad de la mora respecto a los valores totales de saldo, tanto en tarjeta de crédito como en otros productos.
- Identificando ratios de deuda críticos versus los cupos disponibles de crédito.

### ■ TIPO DE PAGO:

- Identificando las variaciones entre los tipos de pago sean corrientes, diferidos y rotativos para perfilar el hábito de pago de los morosos.
- Midiendo los montos de deuda y la variedad existe pagos diferidos y sus plazos.

■ CALIFICACIONES:

- Analizando la cantidad de las distintas calificaciones durante el tiempo.
- Identificando las calificaciones a que sistema pertenece encontrando preferencias de pago.

■ ANTIGÜEDAD:

- Encontrando la antigüedad de la tarjetas de créditos y de los otros productos.
- Identificando el tiempo desde la última operación abierta.

■ ACREEDORES:

- Midiendo la cantidad de acreedores y operaciones vigentes como históricas.
- Clasificando al sistema donde se encuentran los operadores.

Se construyó alrededor de 800 variables primarias para las cuales se entrelazan para generar las variables finales, que en su mayoría son variables dummies para la regresión logística y en el árbol de decisión se utiliza sin el corte de las variables debido a que esta metodología define las particiones en su desarrollo.

A continuación se presenta la construcción del tipo de variables de ratio de deuda que son sobre las cuales se realizará cortes para identificar variables con mayor poder discriminatorio en el modelo:

$$\begin{aligned}
d_{0tc} &= deuda_{tc\_total\_1} - deuda_{tc\_vencido\_1} \\
d_{11tc} &= deuda_{tc\_judicial\_1} \\
d_{10a11tc} &= deuda_{tc\_castigada\_1} + d_{11tc} \\
d_{9a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_99\_1} + d_{10a11tc} \\
d_{8a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_36\_1} + d_{9a11tc} \\
d_{7a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_24\_1} + d_{8a11tc} \\
d_{6a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_12\_1} + d_{7a11tc} \\
d_{5a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_9\_1} + d_{6a11tc} \\
d_{4a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_6\_1} + d_{5a11tc} \\
d_{3a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_3\_1} + d_{4a11tc} \\
d_{2a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_2\_1} + d_{3a11tc} \\
d_{1a11tc} &= deuda_{tc\_vencido\_1\_1} + d_{2a11tc}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
rdt_{0tc} &= \begin{cases} \frac{d_{0tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{10a11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{10a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{9a11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{9a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{8a11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{8a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{7a11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{7a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases} \\
rdt_{6a11tc} &= \begin{cases} \frac{d_{6a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}
\end{aligned}$$

$$rdt_{5a11tc} = \begin{cases} \frac{d_{5a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}$$

$$rdt_{4a11tc} = \begin{cases} \frac{d_{4a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}$$

$$rdt_{3a11tc} = \begin{cases} \frac{d_{3a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}$$

$$rdt_{2a11tc} = \begin{cases} \frac{d_{2a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}$$

$$rdt_{1a11tc} = \begin{cases} \frac{d_{1a11tc}}{deuda_{tc\_total\_1}} & deuda_{tc\_total\_1} > 0 \\ 0 & deuda_{tc\_total\_1} = 0 \end{cases}$$

Para mayor explicación del significado de las variables que se describen en el desarrollo del ejemplo de variable dependiente revisar la tabla de requerimiento de información que se encuentra en los anexos.

Se realiza el tratamiento de datos necesarios para depurar la base y a continuación el análisis exploratorio incluyendo transformaciones de las variables, identificación de datos atípicos, análisis univariado y bivariado. Los resultados de este análisis no se presentan en el presente trabajo debido la extensión de los resultados. Únicamente de las variables que forman parte de los modelos se presenta estos resultados como anexos.

## 4.7. Definición de Scorecards

El motivo de la segmentación surge de la necesidad de definir que subgrupos de la población requieren modelos especiales. Si esta necesidad existe, desarrollar un modelo para cada uno de los segmentos puede mejorar en conjunto el poder del modelo. Los siguientes factores son considerados para determinar la necesidad de segmentación:

- ¿Hay distintas decisiones de negocio y/o aplicaciones de estrategias para distintos segmentos de la población?
- ¿Hay una estructura distinta de datos o disponibilidad asociada con una parte de la población?

El score de tarjetas tiene dos segmentos, Lot y Few, definidos en base a la cantidad de tarjetas de crédito que posee, detallados a continuación:

- Segmento Lot: Número de tarjetas de crédito menor igual a dos
- Segmento Few: Número de tarjetas de crédito mayor igual a dos

En efecto, este esquema refleja saturación de tarjetas de un sujeto para decidir si ofrecerle otra tarjeta o no. A continuación se muestran las estadísticas de los segmentos.

DEFINICIÓN	MODELAMIENTO						VALIDACIÓN					
	TOTAL		FEW		LOT		TOTAL		FEW		LOT	
	Int#	Int %	Int#	Int %	Int#	Int %	Int#	Int %	Int#	Int %	Int#	Int %
TOTAL	60.045	100 %	49.577	100 %	10.468	100 %	40.030	100 %	33.066	100 %	6.964	100 %
Bueno	35.914	60 %	29.922	60 %	5.992	57 %	23.861	60 %	19.879	60 %	3.982	57 %
Malo	3.906	7 %	2.869	6 %	1.037	10 %	2.401	6 %	1.756	5 %	645	9 %
Indeterminado	8.725	15 %	6.163	12 %	2.563	24 %	5.880	15 %	4.158	13 %	1.722	25 %
Malo Obs	6.679	11 %	5.832	12 %	847	8 %	4.529	10 %	3.940	12 %	589	8 %
Sin Desempeno	4.820	8 %	4.791	10 %	29	0 %	3.359	8 %	3.333	8 %	26	0 %
<b>Tasa de Malo</b>	<b>8 %</b>		<b>7,4 %</b>		<b>10,8 %</b>		<b>7,5 %</b>		<b>6,8 %</b>		<b>10,2 %</b>	

**Tabla 4.6:** Estadísticas de los Scorecards Modelamiento y Validación

DEFINICIÓN	MUESTRA JUNIO 2008					
	TOTAL		FEW		LOT	
	Int#	Int %	Int#	Int %	Int#	Int %
TOTAL	93.508	100 %	77.206	100 %	16.302	100 %
Bueno	55.645	60 %	46.324	60 %	9.321	57 %
Malo	6.142	7 %	4.632	6 %	1.510	9 %
Indeterminado	13.296	14 %	9.265	12 %	4.031	25 %
Malo Obs	10.644	11 %	9.265	12 %	1.379	8 %
Sin Desempeno	7.782	8 %	7.721	10 %	61	0 %
<b>Tasa de Malo</b>	<b>8,2 %</b>		<b>7,7 %</b>		<b>10,2 %</b>	

**Tabla 4.7:** Estadísticas de los Scorecards Validación Junio 2008

La tabla (4.6) y (4.7) presenta la distribución en las distintas categorías de la variable dependiente tanto en cantidad y en porcentaje sobre los segmentos generados. Al analizar los datos en la fila de Buenos tanto en la segmentación Few como Lot, la diferenciación no es tan amplia apenas de 3%; pero tomando la fila de Malos se muestra claramente una variación de casi el doble de la tasa en el segmento Lot.

El segmento de indeterminados presenta una diferencia ampliamente marcada en el segmento Lot con un 24 % y en segmento Few con apenas la mitad; analizando los Malos Obs se identifica una tasa 3 veces más en Few que en el segmento Lot. La categoría de Sin Desempeño prácticamente no existe en Lot pero en el segmento Few es significativa; este grupo es muy importante debido a que se debe ponderar

su comportamiento para las tablas de población total.

La tasa de malo de ambas poblaciones definidas se calcula como el porcentaje de malos sobre la suma de los buenos, malos e indeterminados; esta tasa presenta una diferencia amplia lo cual nos lleva a pensar que la segmentación tomará un papel importante en la generación de los modelos. Se probaron varias segmentaciones adicionales como: el tiempo que posee tarjetas de crédito, tipo de tarjeta, tipo de cartera, pero no existió diferencias significativas en la tasa de malos.

# Capítulo 5

## Resultados de Métodos Estadísticos

### 5.1. Modelo Logístico

#### 5.1.1. Tablas de Performance

Para el modelo logístico se utilizó la definición de scorecard presentada anteriormente. A continuación los resultados para la población de modelamiento, validación y validación junio 2008 para el scorecard few.

KS	ROC	Gini												
76,1	92,0	84,0	Score			Total			Bad			Bad Rate		
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum		
956	999	4957	10 %	10 %	100 %	100	1 %	1 %	100 %	2,0 %	2,0 %	18,7 %		
940	956	4958	10 %	20 %	90 %	145	2 %	3 %	99 %	2,9 %	2,5 %	20,5 %		
926	940	4958	10 %	30 %	80 %	156	2 %	4 %	97 %	3,1 %	2,7 %	22,7 %		
909	926	4958	10 %	40 %	70 %	184	2 %	6 %	96 %	3,7 %	2,9 %	25,5 %		
904	909	4845	10 %	50 %	60 %	229	2 %	9 %	94 %	4,7 %	3,3 %	29,1 %		
876	904	5032	10 %	60 %	50 %	274	3 %	12 %	91 %	5,4 %	3,7 %	33,9 %		
824	876	4996	10 %	70 %	40 %	284	3 %	15 %	88 %	5,7 %	4,0 %	41,1 %		
614	824	4958	10 %	80 %	30 %	531	6 %	21 %	85 %	10,7 %	4,8 %	53,0 %		
45	614	4958	10 %	90 %	20 %	2.588	28 %	49 %	79 %	52,2 %	10,1 %	74,1 %		
1	45	4957	10 %	100 %	10 %	4.760	51 %	100 %	51 %	96,0 %	18,7 %	96,0 %		
Total		49.577				9.251								

Tabla 5.1: Tabla de Performance Scorecard Few - Modelamiento: Población Total

Donde:

- *Min (Score)*: El puntaje mínimo de score del rango.
- *Max (Score)*: El puntaje máximo de score del rango.
- *Int# (Total)*: El número total de sujetos en el rango.

- *Int % (Total)*: El porcentaje que representa el total de sujetos de ese rango para el total de la población.
- *Cum % (Total)*: El porcentaje de sujetos hasta ese rango.
- *Decum % (Total)*: El porcentaje de sujetos que se encuentran por debajo incluido ese rango.
- *Int# (Bad)*: El número de sujetos malos que se encuentran en el rango.
- *Int % (Bad)*: El porcentaje que representa el total de sujetos malos de ese rango para el total de malos de la población.
- *Cum % (Bad)*: El porcentaje de sujetos malos hasta ese rango.
- *Decum % (Bad)*: El porcentaje de sujetos malos que se encuentran por debajo incluido ese rango.
- *Int (Bad Rate)*: Es la probabilidad de que un sujeto de ese rango alcance el default, es decir, una mora de 90 días o peor los próximos 12 meses.
- *Cum (Bad Rate)*: Es la probabilidad de malo acumulada hasta ese rango y permite elegir el riesgo máximo que las instituciones desean asumir para definir un punto de corte.
- *Decum (Bad Rate)*: Es la probabilidad máxima de malos de los sujetos que se encuentran debajo de ese rango.

En la tabla (5.1) se muestra la población de modelamiento distribuida uniformemente en 10 rangos, el segmento de Bad Rate es el más importante debido a que *Int* presenta la probabilidad de que un cliente en el rango presente un mora mayor a 90 días los siguientes doce meses.

Adicionalmente se presenta los estadísticos KS: 76,1 %, ROC: 92,0 % y GINI 84,0 % que evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población del scorecard few. Los tres estadísticos presentan valores altos; el máximo valor es del 100 % pero irreal en la vida práctica.

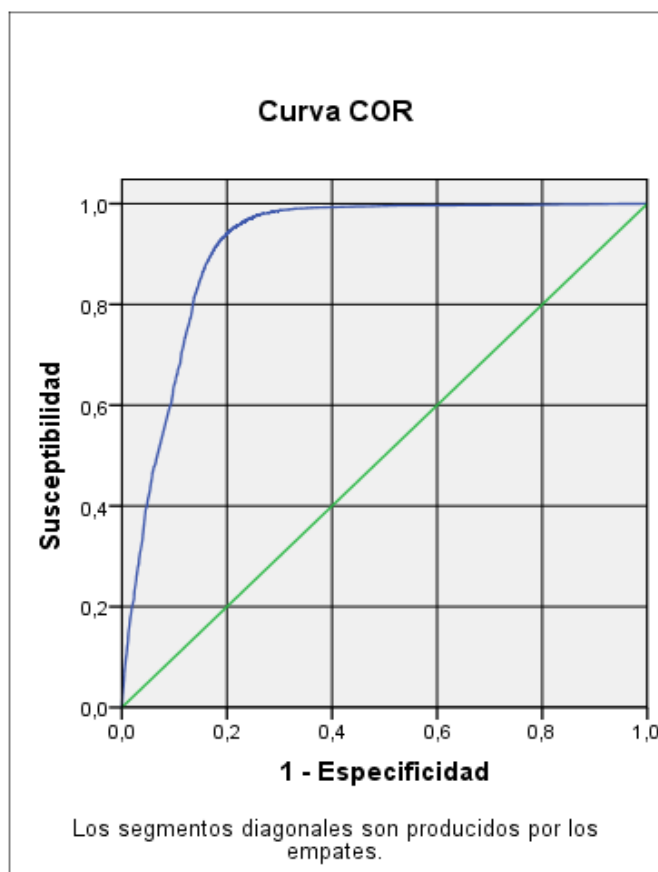
A continuación un ejemplo:

Si un sujeto consultado obtiene un puntaje de 945 se encuentra en el 20 % mejor de la población, presenta una probabilidad el 2,9 % de alcanzar en una mora mayor



a 90 días los próximos 12 meses, si decidimos aceptar únicamente los clientes con un puntaje superior a 940 puntos tendríamos una tasa de mora máxima del 2,7 % y la población que estamos dejando fuera tendría una tasa del 20,5 % de incurrir en mora.

El gráfico siguiente muestra la curva ROC para la población analizada:



**Figura 5.1:** Curva ROC Segmento Few Modelamiento Población Total

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,915	0,002	0,000	0,911	0,919
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				

El gráfico del área bajo la curva representa la probabilidad de que el score rankee un caso bueno aleatoriamente elegido más arriba que un caso malo aleatoriamente elegido obteniendo una área del 91,5 % significativa con su respectivo intervalo de

confianza.

Los ejes de gráfico representan:

- *La Sensibilidad*: es la probabilidad de que a un individuo bueno la prueba le dé resultado positivo
- *Especificidad*: es la probabilidad de que a un individuo malo la prueba le dé un resultado negativo.

A continuación se detallaran los resultados para el resto de segmentos y poblaciones con las tablas principales, los otros resultados se presentan en Anexos.

KS	ROC	Gini										
76,1	92,2	84,4										
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
956	999	3306	10 %	10 %	100 %	67	1 %	1 %	100 %	2,0 %	2,0 %	18,3 %
939	956	3307	10 %	20 %	90 %	83	1 %	2 %	99 %	2,5 %	2,3 %	20,1 %
926	939	3307	10 %	30 %	80 %	100	2 %	4 %	98 %	3,0 %	2,5 %	22,3 %
910	926	3306	10 %	40 %	70 %	117	2 %	6 %	96 %	3,5 %	2,8 %	25,0 %
904	910	3307	10 %	50 %	60 %	147	2 %	9 %	94 %	4,4 %	3,1 %	28,6 %
877	904	3307	10 %	60 %	50 %	170	3 %	11 %	91 %	5,1 %	3,4 %	33,4 %
825	877	3306	10 %	70 %	40 %	195	3 %	15 %	89 %	5,9 %	3,8 %	40,5 %
621	825	3307	10 %	80 %	30 %	355	6 %	20 %	85 %	10,7 %	4,7 %	52,0 %
45	621	3307	10 %	90 %	20 %	1.621	27 %	47 %	80 %	49,0 %	9,6 %	72,6 %
1	45	3306	10 %	100 %	10 %	3.183	53 %	100 %	53 %	96,3 %	18,3 %	96,3 %
Total		33.066				6.038						

Tabla 5.2: Tabla de Performance Scorecard Few - Validación Población Total

En la tabla (5.2) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación del scorecard few, obteniendo un KS del 76,1 %.

KS	ROC	Gini										
76,1	92,0	84,0										
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
956	999	7704	10 %	10 %	100 %	162	1 %	1 %	100 %	2,1 %	2,1 %	19,2 %
940	956	7709	10 %	20 %	90 %	234	2 %	3 %	99 %	3,0 %	2,6 %	21,1 %
925	940	7690	10 %	30 %	80 %	250	2 %	4 %	97 %	3,3 %	2,8 %	23,3 %
909	925	7692	10 %	40 %	70 %	296	2 %	6 %	96 %	3,8 %	3,1 %	26,2 %
904	909	7527	10 %	50 %	60 %	368	2 %	9 %	94 %	4,9 %	3,4 %	29,9 %
877	904	7801	10 %	60 %	50 %	439	3 %	12 %	91 %	5,6 %	3,8 %	34,7 %
824	877	7733	10 %	70 %	40 %	454	3 %	15 %	88 %	5,9 %	4,1 %	42,0 %
620	824	7678	10 %	80 %	30 %	852	6 %	21 %	85 %	11,1 %	5,0 %	54,0 %
45	620	7771	10 %	90 %	20 %	4.148	28 %	49 %	79 %	53,4 %	10,4 %	75,0 %
1	45	7901	10 %	100 %	10 %	7.603	51 %	100 %	51 %	96,2 %	19,2 %	96,2 %
Total		77.206				14.806						

Tabla 5.3: Tabla de Performance Scorecard Few - Validación Junio 2008 Población Total

En la tabla (5.3) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación a Junio 2008 del scorecard few, obteniendo un KS del 76,1 %.

Para el modelo logístico se utilizo la definición de scorecard presentada anteriormente. A continuación los resultados tanto en validación como de modelamiento para el scorecard Lot.

KS		ROC		Gini								
62,1		84,8		69,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
938	999	1046	10 %	10 %	100 %	60	3 %	3 %	100 %	5,7 %	5,7 %	18,0 %
878	938	1041	10 %	20 %	90 %	62	3 %	6 %	97 %	6,0 %	5,8 %	19,4 %
825	878	1021	10 %	30 %	80 %	62	3 %	10 %	94 %	6,1 %	5,9 %	21,1 %
754	825	1067	10 %	40 %	70 %	67	4 %	13 %	90 %	6,3 %	6,0 %	23,1 %
699	754	1049	10 %	50 %	60 %	67	4 %	17 %	87 %	6,4 %	6,1 %	26,0 %
624	699	1057	10 %	60 %	50 %	70	4 %	21 %	83 %	6,6 %	6,2 %	29,9 %
503	624	1047	10 %	70 %	40 %	102	5 %	26 %	79 %	9,7 %	6,7 %	35,8 %
301	503	1047	10 %	80 %	30 %	137	7 %	33 %	74 %	13,1 %	7,5 %	44,5 %
36	301	1047	10 %	90 %	20 %	370	20 %	53 %	67 %	35,3 %	10,6 %	60,2 %
1	35	1046	10 %	100 %	10 %	890	47 %	100 %	47 %	85,1 %	18,0 %	85,1 %
Total		10.468				1.887						

Tabla 5.4: Tabla de Performance Scorecard Lot - Modelamiento Población Total

En la tabla (5.4) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de modelamiento del scorecard Lot, obteniendo un KS del 62,1 %.

KS		ROC		Gini								
64,4		85,5		71,0								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
934	999	680	10 %	10 %	100 %	37	3 %	3 %	100 %	5,4 %	5,4 %	17,8 %
876	934	704	10 %	20 %	90 %	39	3 %	6 %	97 %	5,5 %	5,5 %	19,1 %
821	876	683	10 %	30 %	80 %	39	3 %	9 %	94 %	5,7 %	5,6 %	20,8 %
750	821	698	10 %	40 %	70 %	42	3 %	13 %	91 %	6,0 %	5,7 %	23,0 %
695	750	709	10 %	50 %	60 %	45	4 %	16 %	87 %	6,3 %	5,8 %	25,8 %
624	695	700	10 %	60 %	50 %	45	4 %	20 %	84 %	6,4 %	5,9 %	29,7 %
503	624	701	10 %	70 %	40 %	56	5 %	24 %	80 %	8,0 %	6,2 %	35,6 %
287	503	696	10 %	80 %	30 %	82	7 %	31 %	76 %	11,8 %	6,9 %	44,8 %
28	286	697	10 %	90 %	20 %	260	21 %	52 %	69 %	37,3 %	10,3 %	61,3 %
1	28	696	10 %	100 %	10 %	594	48 %	100 %	48 %	85,3 %	17,8 %	85,3 %
Total		6.964				1.239						

Tabla 5.5: Tabla de Performance Scorecard Lot - Validación Población Total

En la tabla (5.5) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación del scorecard Lot, obteniendo un KS del 64,4 %.

KS		ROC		Gini								
62,1		84,8		69,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
934	999	1631	10 %	10 %	100 %	92	3 %	3 %	100 %	5,6 %	5,6 %	17,8 %
876	934	1622	10 %	20 %	90 %	95	3 %	6 %	97 %	5,9 %	5,7 %	19,1 %
823	876	1591	10 %	30 %	80 %	95	3 %	10 %	94 %	6,0 %	5,8 %	20,8 %
750	823	1664	10 %	40 %	70 %	103	4 %	13 %	90 %	6,2 %	5,9 %	22,8 %
695	750	1635	10 %	50 %	60 %	103	4 %	17 %	87 %	6,3 %	6,0 %	25,6 %
624	695	1652	10 %	60 %	50 %	107	4 %	21 %	83 %	6,5 %	6,1 %	29,5 %
503	624	1633	10 %	70 %	40 %	157	5 %	26 %	79 %	9,6 %	6,6 %	35,4 %
292	503	1636	10 %	80 %	30 %	211	7 %	33 %	74 %	12,9 %	7,4 %	44,0 %
32	291	1631	10 %	90 %	20 %	569	20 %	53 %	67 %	34,9 %	10,4 %	59,7 %
1	32	1607	10 %	100 %	10 %	1.364	47 %	100 %	47 %	84,9 %	17,8 %	84,9 %
Total		16.302				2.896						

Tabla 5.6: Tabla de Performance Scorecard Lot - Validación Junio 2008 Población Total

En la tabla (5.6) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación del scorecard Lot, obteniendo un KS del 62,1 %.

### 5.1.2. Variables

Las variables independientes que caracterizan a la población objetivo a través del modelamiento fueron:

- *d\_rdt\_1a11tc*: Ratio de deuda vencida a deuda total en tarjetas de crédito en el último mes. Castiga por la presencia de mora severa reciente.
- *d\_rdt3\_1a11tc*: Ratio de deuda vencida a deuda total en tarjetas de crédito en los últimos tres meses sin cortar el último mes. Castiga por la presencia de mora severa mas o menos reciente.
- *d\_rtd6\_1a11tc*: Ratio de deuda vencida a deuda total en tarjetas de crédito en los últimos seis meses sin cortar los recientes tres. Castiga por la presencia de mora severa no tan reciente.
- *d\_rtd12\_1a11tc*: Ratio de deuda vencida a deuda total en tarjetas de crédito en los último semestre del año anterior al análisis. Castiga por la presencia de mora severa no reciente.
- *d\_rtd24\_1a11tc*: Ratio de deuda vencida a deuda total en tarjetas de crédito en el anterior año al análisis. Castiga por la presencia de mora severa no reciente.
- *d\_rdt3\_1a11stc*: Ratio de deuda vencida a deuda total excluyendo tarjeta de crédito los últimos tres meses. Castiga por la presencia de mora severa reciente.
- *d\_rtd24\_1a11stc*: Ratio de deuda vencida a deuda total excluyendo tarjeta de crédito los últimos dos años. Castiga por la presencia de mora no reciente.
- *d\_porc\_diff\_1tc*: Ratio de deuda diferida a deuda total en tarjeta de crédito. Castiga por la prolongación de deuda.
- *N\_ACREED\_1N*: Número de acreedores en el sistema regulado el último mes.
- *num\_calif36\_24E*: Número de calificaciones E durante el tercer año anterior. Castiga por mal comportamiento.

- *MOLD72\_STC*: Antigüedad en el sistema regulado en otros productos distintos de tarjeta de crédito. Premia por tener historial
- *total\_dias\_ven\_sicom*: Número de días vencido en el sistema comercial al último mes. Castiga por tener vencido actual.
- *d\_pcalif\_12tc*: Peor calificación los últimos doce meses en tarjeta de crédito. Premia por tener buenas calificaciones
- *prom\_operas3*: Promedio de operaciones los últimos tres meses, premia por estabilidad en la cuentas.
- *n\_calf\_esicomrfr*: Número de calificaciones E en el sistema comercial o en el sistema regulado por el MIES.

### 5.1.3. Fórmula

El modelo de regresión logística tiene dos fórmulas dependiendo del scorecard al cual pertenezca el sujeto a evaluar. La fórmula para el modelo scorecard few:

$$\pi = \frac{\exp(v)}{1 + \exp(v)}$$

A continuación se presenta el cuadro de resumen del modelo para el scorecard few

Variables	B	E.T	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
d_rdt_1a11tc	-2,33209	,073	1042,368	1	,000	10,447
d_rdt3_1a11tc	-1,23214	,069	325,428	1	,000	3,457
d_rtd6_1a11tc	-0,97569	,065	229,853	1	,000	2,665
d_rtd12_1a11tc	-0,75386	,057	179,961	1	,000	2,138
d_rtd24_1a11tc	-0,31671	,050	42,250	1	,000	1,382
d_rdt3_1a11stc	-0,50347	,072	52,556	1	,000	1,680
d_rtd24_1a11stc	-0,70841	,052	190,273	1	,000	2,043
d_porc_diff_1tc	-0,27621	,035	66,026	1	,000	1,324
N_ACREED_1N	-0,56070	,017	1092,003	1	,000	1,747
num_calif36_24E	-0,21531	,095	5,382	1	,020	1,247
MOLD72_STC	0,01809	,001	369,593	1	,000	,982
total_dias_ven_sicom	-0,00027	,000	41,513	1	,000	1,001
Constante	3,08356	,045	4716,805	1	,000	,046

Tabla 5.7: Tabla Formula Modelo Few

Donde:

- *B*: Son cada unos de los coeficientes  $\beta$  asociados a las variables independientes.

- *E.T.*: El error estándar de cada estimación de los coeficientes.
- *Wald*: El valor obtenido para el estadístico de contraste de hipótesis  $H_0 : \beta = 0$ . Esta prueba se llama test de Wald, y su valor se halla mediante el cociente del coeficiente y su error estándar. Este estadístico sigue una distribución  $\chi^2$  con 1 grado de libertad. .
- *gl*: Son los grados de libertad para el test de Wald..
- *Sig.*: es el nivel de significación del Wald, es decir, la probabilidad de error al descartar la hipótesis nula
- *Exp(B)*: este estadístico nos dice cuanto aumenta o disminuye el Odds ratio; el valor 1 indica que la variable no influye, valores superiores a 1 indican aumento y valores inferiores a 1 indican disminución

La fórmula para el modelo scorecard lot:

Variables	B	E.T	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
d_rdt_1a11tc	-2,16602	,118	335,207	1	,000	8,723
d_rdt3_1a11tc	-1,21882	,105	134,010	1	,000	3,383
d_rtd6_1a11tc	-1,06818	,099	117,328	1	,000	2,910
d_rtd12_1a11tc	-0,80973	,081	99,342	1	,000	2,247
d_rdt_1a11stc	-0,76506	,223	11,758	1	,001	2,149
d_rdt3_1a11stc	-0,71113	,198	12,890	1	,000	2,036
d_rtd24_1a11stc	-0,85625	,096	79,403	1	,000	2,354
d_pcalif_12tc	0,71763	,120	35,801	1	,000	,488
d_porc_diff_1tc	-0,10131	,043	5,438	1	,038	1,107
N_ACREED_1N	0,61949	,035	306,960	1	,000	,538
prom_opera3	0,22945	,026	75,018	1	,000	,795
MOLD72_STC	0,00824	,001	41,969	1	,000	,992
total_dias_ven_sicom	-0,00285	,001	13,755	1	,000	1,003
total_dias_ven_rfr	-0,00678	,002	7,592	1	,026	1,007
n_calf_esicomrfr	-0,46756	,205	5,216	1	,046	1,596
Constante	-2,63181	,143	337,488	1	,000	13,899

Tabla 5.8: Tabla Formula Modelo Lot

## 5.2. Árbol de Decisión

### 5.2.1. Tablas de Performance

En el árbol de decisión se evaluó el scorecard utilizado en la regresión logística, al incluirlo como una variable más, el software no lo incluye y realiza otras

segmentaciones. A continuación las tablas de performance:

KS		ROC		Gini								
74,7		92,5		85,0								
Score		Total				Bad				Bad Rate		
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	3961	7%	7%	100%	34	0%	0%	100%	0,9%	0,9%	18,7%
2	13	4066	7%	13%	93%	72	1%	1%	100%	1,8%	1,3%	20,0%
3	12	8282	14%	27%	87%	213	2%	3%	99%	2,6%	2,0%	21,4%
4	11	7847	13%	40%	73%	301	3%	6%	97%	3,8%	2,6%	25,0%
5	10	11875	20%	60%	60%	701	6%	12%	94%	5,9%	3,7%	29,6%
6	17	1589	3%	63%	40%	95	1%	13%	88%	6,0%	3,8%	41,3%
7	1	1479	2%	65%	37%	101	1%	13%	87%	6,8%	3,9%	43,8%
8	9	3068	5%	70%	35%	242	2%	16%	87%	7,9%	4,2%	46,4%
9	16	2162	4%	74%	30%	192	2%	17%	84%	8,9%	4,4%	53,1%
10	15	1223	2%	76%	26%	167	1%	19%	83%	13,7%	4,6%	59,1%
11	6	2622	4%	80%	24%	367	3%	22%	81%	14,0%	5,2%	63,0%
12	7	2563	4%	84%	20%	717	6%	28%	78%	28,0%	6,3%	73,8%
13	8	9308	16%	100%	16%	8.044	72%	100%	72%	86,4%	18,7%	86,4%
Total		60.045				11.246						

Tabla 5.9: Tabla de Performance Árbol - Modelamiento Población Total

En la tabla (5.9) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de modelamiento buenos - malos - malos obs - indeterminados - sin desempeño a través del árbol de decisión, obteniendo un KS del 75,6 %. La columna Ord del grupo Score es la codificación de acuerdo a la probabilidad correspondiente y la columna Nod representa la codificación con la que se encuentra en el árbol de decisión.

KS		ROC		Gini								
75,5		92,8		85,6								
Score		Total				Bad				Bad Rate		
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	2706	7%	7%	100%	25	0%	0%	100%	0,9%	0,9%	18,3%
2	13	2716	7%	14%	93%	45	1%	1%	100%	1,7%	1,3%	19,6%
3	12	5581	14%	27%	86%	127	2%	3%	99%	2,3%	1,8%	21,0%
4	11	5311	13%	41%	73%	167	2%	5%	97%	3,1%	2,2%	24,6%
5	10	7882	20%	60%	59%	485	7%	12%	95%	6,2%	3,5%	29,4%
6	17	1031	3%	63%	40%	66	1%	12%	88%	6,4%	3,6%	41,0%
7	1	935	2%	65%	37%	67	1%	13%	88%	7,2%	3,8%	43,4%
8	9	2068	5%	71%	35%	158	2%	16%	87%	7,6%	4,0%	45,9%
9	16	1370	3%	74%	29%	117	2%	17%	84%	8,5%	4,2%	52,6%
10	15	864	2%	76%	26%	94	1%	18%	83%	10,9%	4,4%	58,3%
11	6	1737	4%	80%	24%	225	3%	21%	82%	13,0%	4,9%	62,6%
12	7	1652	4%	85%	20%	436	6%	27%	79%	26,4%	5,9%	73,6%
13	8	6177	15%	100%	15%	5.329	73%	100%	73%	86,3%	18,3%	86,3%
Total		40.030				7.341						

Tabla 5.10: Tabla de Performance Árbol - Validación Población Total

En la tabla (5.10) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación modelamiento buenos - malos - malos obs - indeterminados - sin desempeño a través del árbol de decisión, obteniendo un KS del 75,5 %.

KS		ROC		Gini								
74,8		92,5		85,0								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	6139	7 %	7 %	100 %	52	0 %	0 %	100 %	0,8 %	0,8 %	19,1 %
2	13	6308	7 %	13 %	93 %	115	1 %	1 %	100 %	1,8 %	1,3 %	20,4 %
3	12	12854	14 %	27 %	87 %	340	2 %	3 %	99 %	2,6 %	2,0 %	21,8 %
4	11	12178	13 %	40 %	73 %	471	3 %	5 %	97 %	3,9 %	2,6 %	25,4 %
5	10	18435	20 %	60 %	60 %	1.100	6 %	12 %	95 %	6,0 %	3,7 %	30,1 %
6	17	2453	3 %	62 %	40 %	149	1 %	12 %	88 %	6,1 %	3,8 %	42,0 %
7	1	2320	2 %	65 %	38 %	168	1 %	13 %	88 %	7,2 %	3,9 %	44,5 %
8	9	4784	5 %	70 %	35 %	388	2 %	16 %	87 %	8,1 %	4,3 %	47,1 %
9	16	3346	4 %	74 %	30 %	302	2 %	17 %	84 %	9,0 %	4,5 %	53,8 %
10	15	1899	2 %	76 %	26 %	264	1 %	19 %	83 %	13,9 %	4,7 %	59,9 %
11	6	4068	4 %	80 %	24 %	580	3 %	22 %	81 %	14,3 %	5,3 %	63,7 %
12	7	3979	4 %	84 %	20 %	1.129	6 %	28 %	78 %	28,4 %	6,4 %	74,4 %
13	8	14745	16 %	100 %	16 %	12.806	72 %	100 %	72 %	86,8 %	19,1 %	86,8 %
Total		93.508				17.864						

**Tabla 5.11:** Tabla de Performance Árbol - Validación Junio 2008 Población Total

En la tabla (5.11) se evidencia el poder discriminatorio del modelo generado para la población de validación junio 2008 modelamiento buenos - malos - malos obs - indeterminados - sin desempeño a través del árbol de decisión, obteniendo un KS del 74,8 %.

A continuación se presenta el esquema del modelo desarrollado:



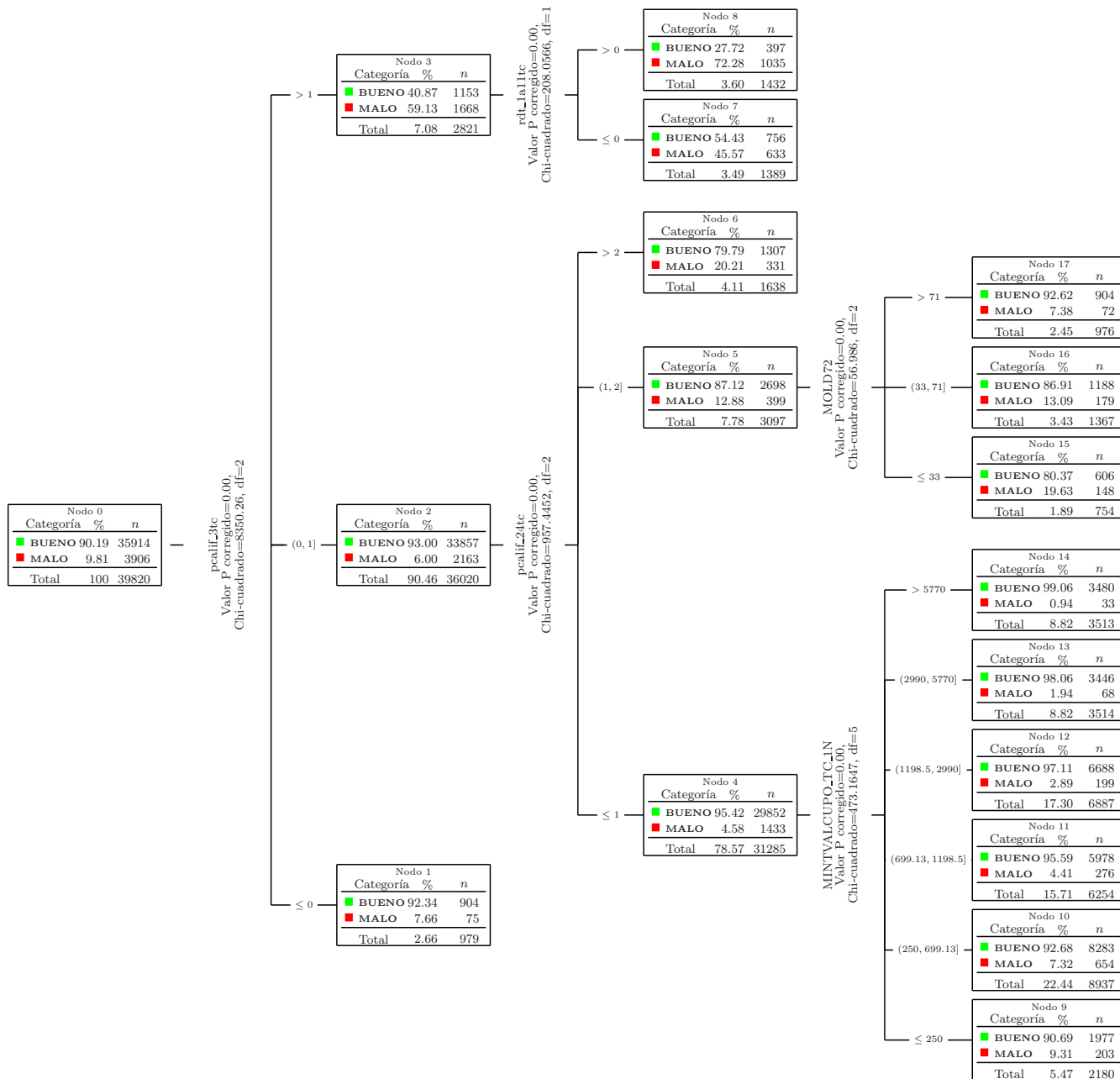


Figura 5.2: Árbol de decisión

El modelo presenta 17 nodos; de los cuales 13 son nodos terminales que presentan características distintas formando grupos con probabilidades de incumplimiento significativas entre si. A continuación la descripción de cada uno:

- **Nodo 14:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito es mayor a \$5.770. Las

personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 0,94 % de ser malos pagadores.

- **Nodo 13:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito se encuentra entre \$2.990 y \$5.770. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 1,94 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 12:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito se encuentra entre \$1.198,5 y \$2.990. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 2,89 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 11:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito se encuentra entre \$699,13 y \$1.198,5. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 4,41 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 10:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito se encuentra entre \$250 y \$699,13. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 7,32 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 17:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es B y la antigüedad en el sistema crediticio ecuatoriano es mayor a 71 meses. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 7,38 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 1:** Formado por los sujetos que no poseen calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 7,66 % de ser malos pagadores.
- **Nodo 9:** Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es A y el valor total del cupo disponible en Tarjeta de Crédito es menor a \$250. Las

personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 9,31 % de ser malos pagadores.

- *Nodo 16*: Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es B y la antigüedad en el sistema crediticio ecuatoriano es mayor a 33 meses y menor igual a 71 meses. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 13,09 % de ser malos pagadores.
- *Nodo 15*: Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A, la peor calificación los últimos 24 meses es B y la antigüedad en el sistema crediticio ecuatoriano es menor igual a 33 meses. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 19,63 % de ser malos pagadores.
- *Nodo 6*: Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es A y la peor calificación los últimos 24 meses es C, D, E. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 20,21 % de ser malos pagadores.
- *Nodo 7*: Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es B, C, D, E y no presenta deuda en mora el ultimo mes. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 42,57 % de ser malos pagadores.
- *Nodo 8*: Formado por los sujetos que su peor calificación en tarjeta de crédito los últimos 3 meses es B, C, D, E y presenta deuda en mora el ultimo mes mayor a cero. Las personas que pertenezcan a este grupo tiene una probabilidad del 72,28 % de ser malos pagadores.

En el anexo (5.2) se encuentra el syntaxis del árbol.

# Capítulo 6

## Conclusiones

- El comportamiento de pago de un tarjeta habiente es posible modelarlo a través de metodologías matemáticas como la regresión logística o árboles de decisión, donde estos modelos se basan en la información del historial crediticio de los últimos 6 años de los sujetos. El modelo tendrá mejores características siempre y cuando la información que alimenta al modelo sea oportuna, completa y veraz.
- El árbol de decisión nos permite encontrar un modelo con un mejor KS que la regresión logística, a pesar de que se utilizó la mismas variables para la construcción de ambos modelos. La diferencia radica en el modo en que las variables ingresaron, dummies para la regresión logística y continuas para el árbol de decisión. Donde el software internamente realiza los cortes basados en el test chi-cuadrado para ir armando el perfil de los clientes malos.
- Analizando el ordenamiento y discriminación de ambos modelos se concluye que con el árbol de decisión se encuentra perfiles de clientes no mayoritarios pero con una alta exposición que en la regresión logística no es posible captarlos al distribuir uniformemente, es por esta razón que la tasa de malo en el peor rango es más alta sobre una población inferior.
- Midiendo la captación de malos en los peores, la regresión logística en el último rango capta entre el 45 % y 50 % de los malos en los scorecard encontrados; el árbol de decisión en el ultimo nodo capta el 72 % de malos y lo realiza en el 16 % de la población y la regresión en el 10 %; por lo tanto el

árbol presenta una mejor captación de la población con mal hábito en el peor rango.

- La regresión logística depende mucho de la experiencia y know now del modelador tanto en la construcción de cada una de las variables como las segmentaciones, el árbol de decisión es una técnica más sencilla debido a que el software define los cortes para las variables generando los perfiles deseados.
- Evaluando en la implementación tecnológica, ambos modelos requieren del desarrollo de las variables que son insumos para el modelo. A partir de que esto la implementación de una ecuación es más sencilla que la de un segmentación experta.
- El beneficio de las instituciones para evaluar a un solicitante de Tarjeta de Crédito es muy importante independiente de la metodología usada debido a que es un producto relevante que permite fidelizar a clientes y generar beneficios o estrategias diferenciadas basadas en el riesgo del cliente. Las tarjetas de crédito se han constituido en un elemento casi indispensable para el manejo de todo tipo de operaciones comerciales y pasando a ser de este modo ya no solo un símbolo de status social o económico, sino un eficaz acompañante y sustituto del dinero en efectivo.

# Capítulo 7

## Anexos

### 7.1. Requerimiento de datos

Requerimiento de variables de mercado		
N	Nombre	Descripción
1	COD.TIPO_ID	Tipo de Cédula
2	COD.ID_SUJETO	Identificación del sujeto
3	CANT.TIPO_RIESGO_TITULAR	Cantidad de operaciones por tipo de riesgo Titular
4	DEUDA.TIPO_RIESGO_TITULAR	Deuda por tipo de riesgo Titular
5	CANT.TIPO_RIESGO_CODEUDOR	Cantidad de operaciones por tipo de riesgo Codeudor
6	DEUDA.TIPO_RIESGO_CODEUDOR	Deuda por tipo de riesgo Codeudor
7	CANT.TIPO_CRED_TARJETA	Cantidad de operaciones por tipo de crédito Tarjeta
8	DEUDA.TIPO_CRED_TARJETA	Deuda por tipo de crédito Tarjeta
9	CANT.TIPO_CRED_TARJETA_CO	Cantidad de operaciones por tipo de crédito corriente
10	DEUDA.TIPO_CRED_TARJETA_CO	Deuda por tipo de crédito corriente
11	CANT.TIPO_CRED_TARJETA_RO	Cantidad de operaciones por tipo de crédito rotativo
12	DEUDA.TIPO_CRED_TARJETA_RO	Deuda por tipo de crédito rotativo
13	CANT.TIPO_CRED_TARJETA_DI	Cantidad de operaciones por tipo de crédito diferido
14	DEUDA.TIPO_CRED_TARJETA_DI	Deuda por tipo de crédito diferido
15	CANT.TIPO_CRED_CONSUMO	Cantidad de operaciones por tipo de crédito Consumo
16	DEUDA.TIPO_CRED_CONSUMO	Deuda por tipo de crédito Consumo
17	CANT.TIPO_CRED_COMERCIAL	Cantidad de operaciones por tipo de crédito Comercial
18	DEUDA.TIPO_CRED_COMERCIAL	Deuda por tipo de crédito Comercial
19	CANT.TIPO_CRED_VIVIENDA	Cantidad de operaciones por tipo de crédito Vivienda
20	DEUDA.TIPO_CRED_VIVIENDA	Deuda por tipo de crédito Vivienda
21	CANT.CALIFICACION_A	Cantidad de operaciones con calificación A en el último mes
22	DEUDA.CALIFICACION_A	Deuda de operaciones con calificación A en el último mes
23	MESES.ULT.CALIF_A	Cantidad de meses desde que recibió la ultima A

N	Nombre	Descripción
24	CANT_VECES_HIST_CALIF_A	Cantidad de operaciones con A en toda la historia
25	CANT_CALIFICACION_B	Cantidad de operaciones con calificación B en el último mes
26	DEUDA_CALIFICACION_B	Deuda de operaciones con calificación B en el último mes
27	MESES_ULT_CALIF_B	Cantidad de meses desde que recibió la última B
28	CANT_VECES_HIST_CALIF_B	Cantidad de operaciones con B en toda la historia
29	CANT_CALIFICACION_C	Cantidad de operaciones con calificación C en el último mes
30	DEUDA_CALIFICACION_C	Deuda de operaciones con calificación C en el último mes
31	MESES_ULT_CALIF_C	Cantidad de meses desde que recibió la última C
32	CANT_VECES_HIST_CALIF_C	Cantidad de operaciones con C en toda la historia
33	CANT_CALIFICACION_D	Cantidad de operaciones con calificación D en el último mes
34	DEUDA_CALIFICACION_D	Deuda de operaciones con calificación D en el último mes
35	MESES_ULT_CALIF_D	Cantidad de meses desde que recibió la última D
36	CANT_VECES_HIST_CALIF_D	Cantidad de operaciones con D en toda la historia
37	CANT_CALIFICACION_E	Cantidad de operaciones con calificación E en el último mes
38	DEUDA_CALIFICACION_E	Deuda de operaciones con calificación E en el último mes
39	MESES_ULT_CALIF_E	Cantidad de meses desde que recibió la última E
40	CANT_VECES_HIST_CALIF_E	Cantidad de operaciones con E en toda la historia
41	CANT_CALIFICACION_N	Cantidad de operaciones con calificación N en el último mes
42	DEUDA_CALIFICACION_N	Deuda de operaciones con calificación N en el último mes
43	MESES_ULT_CALIF_N	Cantidad de meses desde que recibió la última N
44	CANT_VECES_HIST_CALIF_N	Cantidad de operaciones con N en toda la historia
45	CANT_TC_CALIFICACION_A	Cantidad de operaciones TC <sup>1</sup> con calificación A en el último mes
46	DEUDA_TC_CALIFICACION_A	Deuda de operaciones TC con calificación A en el último mes
47	MESES_TC_ULT_CALIF_A	Cantidad de meses desde que recibió la última A en TC
48	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_A	Cantidad de operaciones TC con A en toda la historia
49	CANT_TC_CALIFICACION_B	Cantidad de operaciones TC con calificación B en el último mes
50	DEUDA_TC_CALIFICACION_B	Deuda de operaciones TC con calificación B en el último mes
51	MESES_TC_ULT_CALIF_B	Cantidad de meses desde que recibió la última B en TC
52	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_B	Cantidad de operaciones TC con B en toda la historia
53	CANT_TC_CALIFICACION_C	Cantidad de operaciones TC con calificación C en el último mes
54	DEUDA_TC_CALIFICACION_C	Deuda de operaciones TC con calificación C en el último mes
55	MESES_TC_ULT_CALIF_C	Cantidad de meses desde que recibió la última C en TC
56	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_C	Cantidad de operaciones TC con C en toda la historia
57	CANT_TC_CALIFICACION_D	Cantidad de operaciones TC con calificación D en el último mes
58	DEUDA_TC_CALIFICACION_D	Deuda de operaciones TC con calificación D en el último mes
59	MESES_TC_ULT_CALIF_D	Cantidad de meses desde que recibió la última D en TC
60	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_D	Cantidad de operaciones TC con D en toda la historia
61	CANT_TC_CALIFICACION_E	Cantidad de operaciones TC con calificación E en el último mes
62	DEUDA_TC_CALIFICACION_E	Deuda de operaciones TC con calificación E en el último mes
63	MESES_TC_ULT_CALIF_E	Cantidad de meses desde que recibió la última E en TC
64	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_E	Cantidad de operaciones TC con E en toda la historia
65	CANT_TC_CALIFICACION_N	Cantidad de operaciones TC con calificación N en el último mes
66	DEUDA_TC_CALIFICACION_N	Deuda de operaciones TC con calificación N en el último mes
67	MESES_TC_ULT_CALIF_N	Cantidad de meses desde que recibió la última N en TC

N	Nombre	Descripción
68	CANT_TC_VECES_HIST_CALIF_N	Cantidad de operaciones TC con N en toda la historia
69	CANT_X_VENCER_1	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER
70	DEUDA_X_VENCER_1	Deuda con VAL_XVENCER
71	CANT_X_VENCER_3	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_1.3
72	DEUDA_X_VENCER_3	Deuda con VAL_XVENCER_1.3
73	CANT_X_VENCER_6	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_3.6
74	DEUDA_X_VENCER_6	Deuda con VAL_XVENCER_3.6
75	CANT_X_VENCER_12	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_6.12
76	DEUDA_X_VENCER_12	Deuda con VAL_XVENCER_6.12
77	CANT_X_VENCER_12.MAS	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_12
78	DEUDA_X_VENCER_12.MAS	Deuda con VAL_XVENCER_12
79	CANT_TC_X_VENCER_1	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER
80	DEUDA_X_VENCER_1	Deuda con VAL_XVENCER
81	CANT_TC_X_VENCER_3	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_1.3
82	DEUDA_X_VENCER_3	Deuda con VAL_XVENCER_1.3
83	CANT_TC_X_VENCER_6	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_3.6
84	DEUDA_X_VENCER_6	Deuda con VAL_XVENCER_3.6
85	CANT_TC_X_VENCER_12	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_6.12
86	DEUDA_X_VENCER_12	Deuda con VAL_XVENCER_6.12
87	CANT_TC_X_VENCER_12.MAS	Cantidad de operaciones con VAL_XVENCER_12
88	DEUDA_X_VENCER_12.MAS	Deuda con VAL_XVENCER_12
89	CANT_TIPO_INST_BANCO	Cantidad de operaciones por Tipo institución Banco
90	DEUDA_TIPO_INST_BANCO	Deuda por Tipo institución Banco
91	CANT_TIPO_INST_COOPERATIVA	Cantidad de operaciones por Tipo institución Cooperativa
92	DEUDA_TIPO_INST_COOPERATIVA	Deuda por Tipo institución Cooperativa
93	MOPEN	Suma de meses abiertos todos los productos
94	MNEW	Meses desde apertura ultimo producto
95	MOLD	Meses desde apertura primer producto
96	COPEN_3	Cantidad de productos abiertos en los últimos 3 meses
97	COPEN_6	Cantidad de productos abiertos en los últimos 6 meses
98	COPEN_12	Cantidad de productos abiertos en los últimos 12 meses
99	COPEN_12.MAS	Cantidad de productos abiertos en los últimos 12 mas meses
100	MOPEN_VIG	Suma de meses abiertos todos los productos vigentes
101	MNEW_VIG	Meses desde apertura ultimo producto vigente
102	MOLD_VIG	Meses desde apertura primer producto vigente
103	COPEN_VIG_3	Cantidad de productos vigentes abiertos en los últimos 3 meses
104	COPEN_VIG_6	Cantidad de productos vigentes abiertos en los últimos 6 meses
105	COPEN_VIG_12	Cantidad de productos vigentes abiertos en los últimos 12 meses
106	COPEN_VIG_12.MAS	Cantidad de productos abiertos en los últimos 12 mas meses
107	MOPEN_TC	Suma de meses abiertos en TC
108	MNEW_TC	Meses desde apertura ultima TC
109	MOLD_TC	Meses desde apertura primera TC
110	COPEN_TC_3	Cantidad de TC abiertos en los últimos 3 meses
111	COPEN_TC_6	Cantidad de TC abiertos en los últimos 6 meses



N	Nombre	Descripción
112	COPEN_TC.12	Cantidad de TC abiertos en los últimos 12 meses
113	COPEN_TC.12.MAS	Cantidad de TC abiertos en los últimos 12 mas meses
114	MOPEN_TC.VIG	Suma de meses abiertos todos las TC vigentes
115	MNEW_TC.VIG	Meses desde apertura ultima TC vigente
116	MOLD_TC.VIG	Meses desde apertura primera TC vigente
117	COPEN_TC.VIG_3	Cantidad de TC vigentes abiertos en los últimos 3 meses
118	COPEN_TC.VIG_6	Cantidad de TC vigentes abiertos en los últimos 6 meses
119	COPEN_TC.VIG_12	Cantidad de TC vigentes abiertos en los últimos 12 meses
120	COPEN_TC.VIG_12.MAS	Cantidad de TC abiertos en los últimos 12 mas meses
121	CANT_TC.TOTAL_1	Cantidad total de operaciones en TC x 1 mes
122	DEUDA_TC.TOTAL_1	Deuda total en TC x 1 mes
123	DEUDA_TC.PROMEDIO_1	Deuda promedio en TC x 1 mes
124	CANT_TC.POR.VENCER_1	Cantidad de TC por vencer x 1 mes
125	DEUDA_TC.POR.VENCER_1	Deuda por vencer en TC x 1 mes
126	CANT_TC.NO.DEVENGA_1	Cantidad de TC en no devenga intereses x 1 mes
127	DEUDA_TC.NO.DEVENGA_1	Deuda no devenga intereses en TC x 1 mes
128	CANT_TC.VENCIDO_1	Cantidad de TC en vencido x 1 mes
129	DEUDA_TC.VENCIDO_1	Deuda vencido TC x 1 mes
130	CANT_TC.JUDICIAL_1	Cantidad de TC en demanda judicial x 1 mes
131	DEUDA_TC.JUDICIAL_1	Deuda en demanda judicial en TC x 1 mes
132	CANT_TC.CASTIGADA_1	Cantidad de TC en cartera castigada x 1 mes
133	DEUDA_TC.CASTIGADA_1	Deuda en cartera castigada en TC x 1 mes
134	CANT_TC.VENCIDO_1_1	Cantidad de TC en vencido_1 x 1 mes
135	DEUDA_TC.VENCIDO_1_1	Deuda en vencido TC_1 x 1 mes
136	CANT_TC.VENCIDO_2_1	Cantidad de TC en vencido_2 x 1 mes
137	DEUDA_TC.VENCIDO_2_1	Deuda en vencido TC_2 x 1 mes
138	CANT_TC.VENCIDO_3_1	Cantidad de TC en vencido_3 x 1 mes
139	DEUDA_TC.VENCIDO_3_1	Deuda en vencido TC_3 x 1 mes
140	CANT_TC.VENCIDO_6_1	Cantidad de TC en vencido_6 x 1 mes
141	DEUDA_TC.VENCIDO_6_1	Deuda en vencido TC_6 x 1 mes
142	CANT_TC.VENCIDO_9_1	Cantidad de TC en vencido_9 x 1 mes
143	DEUDA_TC.VENCIDO_9_1	Deuda en vencido TC_9 x 1 mes
144	CANT_TC.VENCIDO_12_1	Cantidad de TC en vencido_12 x 1 mes
145	DEUDA_TC.VENCIDO_12_1	Deuda en vencido TC_12 x 1 mes
146	CANT_TC.VENCIDO_24_1	Cantidad de TC en vencido_24 x 1 mes
147	DEUDA_TC.VENCIDO_24_1	Deuda en vencido TC_24 x 1 mes
148	CANT_TC.VENCIDO_36_1	Cantidad de TC en vencido_36 x 1 mes
149	DEUDA_TC.VENCIDO_36_1	Deuda en vencido TC_36 x 1 mes
150	CANT_TC.VENCIDO_99_1	Cantidad de TC en vencido_mas_36 x 1 mes
151	DEUDA_TC.VENCIDO_99_1	Deuda en vencido TC_mas_36 x 1 mes
152	CANT_TC.TOTAL_3	Cantidad total de operaciones x 3 meses
153	DEUDA_TC.TOTAL_3	Deuda total en TC x 3 meses
154	DEUDA_TC.PROMEDIO_3	Deuda promedio en TC x 3 meses
155	CANT_TC.POR.VENCER_3	Cantidad de TC por vencer x 3 meses

N	Nombre	Descripción
156	DEUDA_TC_POR_VENCER_3	Deuda por vencer en TC x 3 meses
157	CANT_TC_NO_DEVENGA_3	Cantidad de TC en no devenga intereses x 3 meses
158	DEUDA_TC_NO_DEVENGA_3	Deuda no devenga intereses en TC x 3 meses
159	CANT_TC_VENCIDO_3	Cantidad de TC en vencido x 3 meses
160	DEUDA_TC_VENCIDO_3	Deuda vencido en TC x 3 meses
161	CANT_TC_JUDICIAL_3	Cantidad de TC en demanda judicial x 3 meses
162	DEUDA_TC_JUDICIAL_3	Deuda en demanda judicial en TC x 3 meses
163	CANT_TC_CASTIGADA_3	Cantidad de TC en cartera castigada x 3 meses
164	DEUDA_TC_CASTIGADA_3	Deuda en cartera castigada en TC x 3 meses
165	CANT_TC_VENCIDO_1_3	Cantidad de TC en vencido_1 x 3 meses
166	DEUDA_TC_VENCIDO_1_3	Deuda en vencido TC_1 x 3 meses
167	CANT_TC_VENCIDO_2_3	Cantidad de TC en vencido_2 x 3 meses
168	DEUDA_TC_VENCIDO_2_3	Deuda en vencido TC_2 x 3 meses
169	CANT_TC_VENCIDO_3_3	Cantidad de TC en vencido_3 x 3 meses
170	DEUDA_TC_VENCIDO_3_3	Deuda en vencido TC_3 x 3 meses
171	CANT_TC_VENCIDO_6_3	Cantidad de TC en vencido_6 x 3 meses
172	DEUDA_TC_VENCIDO_6_3	Deuda en vencido TC_6 x 3 meses
173	CANT_TC_VENCIDO_9_3	Cantidad de TC en vencido_9 x 3 mes
174	DEUDA_TC_VENCIDO_9_3	Deuda en vencido TC_9 x 3 mes
175	CANT_TC_VENCIDO_12_3	Cantidad de TC en vencido_12 x 3 meses
176	DEUDA_TC_VENCIDO_12_3	Deuda en vencido TC_12 x 3 meses
177	CANT_TC_VENCIDO_24_3	Cantidad de TC en vencido_24 x 3 meses
178	DEUDA_TC_VENCIDO_24_3	Deuda en vencido TC_24 x 3 meses
179	CANT_TC_VENCIDO_36_3	Cantidad de TC en vencido_36 x 3 meses
180	DEUDA_TC_VENCIDO_36_3	Deuda en vencido TC_36 x 3 meses
181	CANT_TC_VENCIDO_99_3	Cantidad de TC en vencido.mas_36 x 3 meses
182	DEUDA_TC_VENCIDO_99_3	Deuda en vencido TC_mas_36 x 3 meses
183	CANT_TC_TOTAL_6	Cantidad total de operaciones en TC x 6 meses
184	DEUDA_TC_TOTAL_6	Deuda total en TC x 6 meses
185	DEUDA_TC_PROMEDIO_6	Deuda promedio en TC x 6 meses
186	CANT_TC_POR_VENCER_6	Cantidad de TC por vencer en TC x 6 meses
187	DEUDA_TC_POR_VENCER_6	Deuda por vencer en TC x 6 meses
188	CANT_TC_NO_DEVENGA_6	Cantidad de TC en no devenga intereses x 6 meses
189	DEUDA_TC_NO_DEVENGA_6	Deuda no devenga intereses en TC x 6 meses
190	CANT_TC_VENCIDO_6	Cantidad de TC en vencido x 6 meses
191	DEUDA_TC_VENCIDO_6	Deuda vencido en TC x 6 meses
192	CANT_TC_JUDICIAL_6	Cantidad de TC en demanda judicial x 6 meses
193	DEUDA_TC_JUDICIAL_6	Deuda en demanda judicial x 6 meses
194	CANT_TC_CASTIGADA_6	Cantidad de TC en cartera castigada x 6 meses
195	DEUDA_TC_CASTIGADA_6	Deuda en cartera castigada x 6 meses
196	CANT_TC_VENCIDO_1_6	Cantidad de TC en vencido_1 x 6 meses
197	DEUDA_TC_VENCIDO_1_6	Deuda en vencido TC_1 x 6 meses
198	CANT_TC_VENCIDO_2_6	Cantidad de TC en vencido_2 x 6 meses
199	DEUDA_TC_VENCIDO_2_6	Deuda en vencido TC_2 x 6 meses

N	Nombre	Descripción
200	CANT_TC_VENCIDO_3_6	Cantidad de TC en vencido_3 x 6 meses
201	DEUDA_TC_VENCIDO_3_6	Deuda en vencido TC_3 x 6 meses
202	CANT_TC_VENCIDO_6_6	Cantidad de TC en vencido_6 x 6 meses
203	DEUDA_TC_VENCIDO_6_6	Deuda en vencido TC_6 x 6 meses
204	CANT_TC_VENCIDO_9_6	Cantidad de TC en vencido_9 x 6 mes
205	DEUDA_TC_VENCIDO_9_6	Deuda en vencido TC_9 x 6 mes
206	CANT_TC_VENCIDO_12_6	Cantidad de TC en vencido_12 x 6 meses
207	DEUDA_TC_VENCIDO_12_6	Deuda en vencido TC_12 x 6 meses
208	CANT_TC_VENCIDO_24_6	Cantidad de TC en vencido_24 x 6 meses
209	DEUDA_TC_VENCIDO_24_6	Deuda en vencido TC_24 x 6 meses
210	CANT_TC_VENCIDO_36_6	Cantidad de TC en vencido_36 x 6 meses
211	DEUDA_TC_VENCIDO_36_6	Deuda en vencido TC_36 x 6 meses
212	CANT_TC_VENCIDO_99_6	Cantidad de TC en vencido_mas_36 x 6 meses
213	DEUDA_TC_VENCIDO_99_6	Deuda en vencido TC_mas_36 x 6 meses
214	CANT_TC_TOTAL_12	Cantidad total de operaciones en TC x 12 meses
215	DEUDA_TC_TOTAL_12	Deuda total en TC x 12 meses
216	DEUDA_TC_PROMEDIO_12	Deuda promedio en TC x 12 meses
217	CANT_TC_POR_VENCER_12	Cantidad de TC por vencer x 12 meses
218	DEUDA_TC_POR_VENCER_12	Deuda por vencer en TC x 12 meses
219	CANT_TC_NO_DEVENGA_12	Cantidad de TC en no devenga intereses x 12 meses
220	DEUDA_TC_NO_DEVENGA_12	Deuda no devenga intereses en TC x 12 meses
221	CANT_TC_VENCIDO_12	Cantidad de TC en vencido x 12 meses
222	DEUDA_TC_VENCIDO_12	Deuda vencido en TC x 12 meses
223	CANT_TC_JUDICIAL_12	Cantidad de TC en demanda judicial x 12 meses
224	DEUDA_TC_JUDICIAL_12	Deuda en demanda judicial en TC x 12 meses
225	CANT_TC_CASTIGADA_12	Cantidad de TC en cartera castigada x 12 meses
226	DEUDA_TC_CASTIGADA_12	Deuda en cartera castigada en TC x 12 meses
227	CANT_TC_VENCIDO_1_12	Cantidad de TC en vencido_1 x 12 meses
228	DEUDA_TC_VENCIDO_1_12	Deuda en vencido TC_1 x 12 meses
229	CANT_TC_VENCIDO_2_12	Cantidad de TC en vencido_2 x 12 meses
230	DEUDA_TC_VENCIDO_2_12	Deuda en vencido TC_2 x 12 meses
231	CANT_TC_VENCIDO_3_12	Cantidad de TC en vencido_3 x 12 meses
232	DEUDA_TC_VENCIDO_3_12	Deuda en vencido TC_3 x 12 meses
233	CANT_TC_VENCIDO_6_12	Cantidad de TC en vencido_6 x 12 meses
234	DEUDA_TC_VENCIDO_6_12	Deuda en vencido TC_6 x 12 meses
235	CANT_TC_VENCIDO_9_12	Cantidad de TC en vencido_9 x 12 mes
236	DEUDA_TC_VENCIDO_9_12	Deuda en vencido TC_9 x 12 mes
237	CANT_TC_VENCIDO_12_12	Cantidad de TC en vencido_12 x 12 meses
238	DEUDA_TC_VENCIDO_12_12	Deuda en vencido TC_12 x 12 meses
239	CANT_TC_VENCIDO_24_12	Cantidad de TC en vencido_24 x 12 meses
240	DEUDA_TC_VENCIDO_24_12	Deuda en vencido TC_24 x 12 meses
241	CANT_TC_VENCIDO_36_12	Cantidad de TC en vencido_36 x 12 meses
242	DEUDA_TC_VENCIDO_36_12	Deuda en vencido TC_36 x 12 meses
243	CANT_TC_VENCIDO_99_12	Cantidad de TC en vencido_mas_36 x 12 meses

N	Nombre	Descripción
244	DEUDA_TC_VENCIDO_99_12	Deuda en vencido TC_mas_36 x 12 meses
245	CANT_TC_TOTAL_24	Cantidad total de operaciones en TC x 24 meses
246	DEUDA_TC_TOTAL_24	Deuda total en TC x 24 meses
247	DEUDA_TC_PROMEDIO_24	Deuda promedio en TC x 24 meses
248	CANT_TC_POR_VENCER_24	Cantidad de TC por vencer x 24 meses
249	DEUDA_TC_POR_VENCER_24	Deuda por vencer en TC x 24 meses
250	CANT_TC_NO_DEVENGA_24	Cantidad de TC en no devenga intereses x 24 meses
251	DEUDA_TC_NO_DEVENGA_24	Deuda no devenga intereses en TC x 24 meses
252	CANT_TC_VENCIDO_24	Cantidad de TC en vencido x 24 meses
253	DEUDA_TC_VENCIDO_24	Deuda vencido en TC x 24 meses
254	CANT_TC_JUDICIAL_24	Cantidad de TC en demanda judicial x 24 meses
255	DEUDA_TC_JUDICIAL_24	Deuda en demanda judicial en TC x 24 meses
256	CANT_TC_CASTIGADA_24	Cantidad de TC en cartera castigada x 24 meses
257	DEUDA_TC_CASTIGADA_24	Deuda en cartera castigada en TC x 24 meses
258	CANT_TC_VENCIDO_1_24	Cantidad de TC en vencido_1 x 24 meses
259	DEUDA_TC_VENCIDO_1_24	Deuda en vencido TC_1 x 24 meses
260	CANT_TC_VENCIDO_2_24	Cantidad de TC en vencido_2 x 24 meses
261	DEUDA_TC_VENCIDO_2_24	Deuda en vencido TC_2 x 24 meses
262	CANT_TC_VENCIDO_3_24	Cantidad de TC en vencido_3 x 24 meses
263	DEUDA_TC_VENCIDO_3_24	Deuda en vencido TC_3 x 24 meses
264	CANT_TC_VENCIDO_6_24	Cantidad de TC en vencido_6 x 24 meses
265	DEUDA_TC_VENCIDO_6_24	Deuda en vencido TC_6 x 24 meses
266	CANT_TC_VENCIDO_9_24	Cantidad de TC en vencido_9 x 24 mes
267	DEUDA_TC_VENCIDO_9_24	Deuda en vencido TC_9 x 24 mes
268	CANT_TC_VENCIDO_12_24	Cantidad de TC en vencido_12 x 24 meses
269	DEUDA_TC_VENCIDO_12_24	Deuda en vencido TC_12 x 24 meses
270	CANT_TC_VENCIDO_24_24	Cantidad de TC en vencido_24 x 24 meses
271	DEUDA_TC_VENCIDO_24_24	Deuda en vencido TC_24 x 24 meses
272	CANT_TC_VENCIDO_36_24	Cantidad de TC en vencido_36 x 24 meses
273	DEUDA_TC_VENCIDO_36_24	Deuda en vencido TC_36 x 24 meses
274	CANT_TC_VENCIDO_99_24	Cantidad de TC en vencido_mas_36 x 24 meses
275	DEUDA_TC_VENCIDO_99_24	Deuda en vencido TC_mas_36 x 24 meses
276	CANT_TC_TOTAL_24M	Cantidad total de operaciones en TC x 24 mas meses
277	DEUDA_TC_TOTAL_24M	Deuda total en TC x 24 mas meses
278	DEUDA_TC_PROMEDIO_24M	Deuda promedio en TC x 24 mas meses
279	CANT_TC_POR_VENCER_24M	Cantidad de TC por vencer x 24 mas meses
280	DEUDA_TC_POR_VENCER_24M	Deuda por vencer en TC x 24 mas meses
281	CANT_TC_NO_DEVENGA_24M	Cantidad de TC en no devenga intereses x 24 mas meses
282	DEUDA_TC_NO_DEVENGA_24M	Deuda no devenga intereses en TC x 24 mas meses
283	CANT_TC_VENCIDO_24M	Cantidad de TC en vencido x 24 mas meses
284	DEUDA_TC_VENCIDO_24M	Deuda vencido en TC x 24 mas meses
285	CANT_TC_JUDICIAL_24M	Cantidad de TC en demanda judicial x 24 mas meses
286	DEUDA_TC_JUDICIAL_24M	Deuda en demanda judicial en TC x 24 mas meses
287	CANT_TC_CASTIGADA_24M	Cantidad de TC en cartera castigada x 24 mas meses

N	Nombre	Descripción
288	DEUDA_TC_CASTIGADA_24M	Deuda en cartera castigada en TC x 24 mas meses
289	CANT_TC_VENCIDO_1_24M	Cantidad de TC en vencido_1 x 24 mas meses
290	DEUDA_TC_VENCIDO_1_24M	Deuda en vencido TC_1 x 24 mas meses
291	CANT_TC_VENCIDO_2_24M	Cantidad de TC en vencido_2 x 24 mas meses
292	DEUDA_TC_VENCIDO_2_24M	Deuda en vencido TC_2 x 24 mas meses
293	CANT_TC_VENCIDO_3_24M	Cantidad de TC en vencido_3 x 24 mas meses
294	DEUDA_TC_VENCIDO_3_24M	Deuda en vencido TC_3 x 24 mas meses
295	CANT_TC_VENCIDO_6_24M	Cantidad de TC en vencido_6 x 24 mas meses
296	DEUDA_TC_VENCIDO_6_24M	Deuda en vencido TC_6 x 24 mas meses
297	CANT_TC_VENCIDO_9_24M	Cantidad de TC en vencido_9 x 24 mas meses
298	DEUDA_TC_VENCIDO_9_24M	Deuda en vencido TC_9 x 24 mas meses
299	CANT_TC_VENCIDO_12_24M	Cantidad de TC en vencido_12 x 24 mas meses
300	DEUDA_TC_VENCIDO_12_24M	Deuda en vencido TC_12 x 24 mas meses
301	CANT_TC_VENCIDO_24_24M	Cantidad de TC en vencido_24 x 24 mas meses
302	DEUDA_TC_VENCIDO_24_24M	Deuda en vencido TC_24 x 24 mas meses
303	CANT_TC_VENCIDO_36_24M	Cantidad de TC en vencido_36 x 24 mas meses
304	DEUDA_TC_VENCIDO_36_24M	Deuda en vencido TC_36 x 24 mas meses
305	CANT_TC_VENCIDO_99_24M	Cantidad de TC en vencido_mas_36 x 24 mas meses
306	DEUDA_TC_VENCIDO_99_24M	Deuda en vencido TC_mas_36 x 24 mas meses
307	CANT_TCC_TOTAL_1	Cantidad total en TCC <sup>2</sup> de operaciones x 1 mes
308	DEUDA_TCC_TOTAL_1	Deuda total en TCC x 1 mes
309	DEUDA_TCC_PROMEDIO_1	Deuda promedio en TCC x 1 mes
310	CANT_TCC_POR_VENCER_1	Cantidad de TCC por vencer x 1 mes
311	DEUDA_TCC_POR_VENCER_1	Deuda por vencer en TCC x 1 mes
312	CANT_TCC_NO_DEVENGA_1	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 1 mes
313	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_1	Deuda no devenga intereses en TCC x 1 mes
314	CANT_TCC_VENCIDO_1	Cantidad de TCC en vencido x 1 mes
315	DEUDA_TCC_VENCIDO_1	Deuda vencido TCC x 1 mes
316	CANT_TCC_JUDICIAL_1	Cantidad de TCC en demanda judicial x 1 mes
317	DEUDA_TCC_JUDICIAL_1	Deuda en demanda judicial en TCC x 1 mes
318	CANT_TCC_CASTIGADA_1	Cantidad de TCC en cartera castigada x 1 mes
319	DEUDA_TCC_CASTIGADA_1	Deuda en cartera castigada en TCC x 1 mes
320	CANT_TCC_VENCIDO_1_1	Cantidad de TCC en vencido_1 x 1 mes
321	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_1	Deuda en vencido TCC_1 x 1 mes
322	CANT_TCC_VENCIDO_2_1	Cantidad de TCC en vencido_2 x 1 mes
323	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_1	Deuda en vencido TCC_2 x 1 mes
324	CANT_TCC_VENCIDO_3_1	Cantidad de TCC en vencido_3 x 1 mes
325	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_1	Deuda en vencido TCC_3 x 1 mes
326	CANT_TCC_VENCIDO_6_1	Cantidad de TCC en vencido_6 x 1 mes
327	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_1	Deuda en vencido TCC_6 x 1 mes
328	CANT_TCC_VENCIDO_9_1	Cantidad de TCC en vencido_9 x 1 mes
329	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_1	Deuda en vencido TCC_9 x 1 mes
330	CANT_TCC_VENCIDO_12_1	Cantidad de TCC en vencido_12 x 1 mes
331	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_1	Deuda en vencido TCC_12 x 1 mes

N	Nombre	Descripción
332	CANT_TCC_VENCIDO_24_1	Cantidad de TCC en vencido_24 x 1 mes
333	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_1	Deuda en vencido TCC_24 x 1 mes
334	CANT_TCC_VENCIDO_36_1	Cantidad de TCC en vencido_36 x 1 mes
335	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_1	Deuda en vencido TCC_36 x 1 mes
336	CANT_TCC_VENCIDO_99_1	Cantidad de TCC en vencido_mas_36 x 1 mes
337	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_1	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 1 mes
338	CANT_TCC_TOTAL_3	Cantidad total de operaciones x 3 meses
339	DEUDA_TCC_TOTAL_3	Deuda total en TCC x 3 meses
340	DEUDA_TCC_PROMEDIO_3	Deuda promedio en TCC x 3 meses
341	CANT_TCC_POR_VENCER_3	Cantidad de TCC por vencer x 3 meses
342	DEUDA_TCC_POR_VENCER_3	Deuda por vencer en TCC x 3 meses
343	CANT_TCC_NO_DEVENGA_3	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 3 meses
344	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_3	Deuda no devenga intereses en TCC x 3 meses
345	CANT_TCC_VENCIDO_3	Cantidad de TCC en vencido x 3 meses
346	DEUDA_TCC_VENCIDO_3	Deuda vencido en TCC x 3 meses
347	CANT_TCC_JUDICIAL_3	Cantidad de TCC en demanda judicial x 3 meses
348	DEUDA_TCC_JUDICIAL_3	Deuda en demanda judicial en TCC x 3 meses
349	CANT_TCC_CASTIGADA_3	Cantidad de TCC en cartera castigada x 3 meses
350	DEUDA_TCC_CASTIGADA_3	Deuda en cartera castigada en TCC x 3 meses
351	CANT_TCC_VENCIDO_1_3	Cantidad de TCC en vencido_1 x 3 meses
352	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_3	Deuda en vencido TCC_1 x 3 meses
353	CANT_TCC_VENCIDO_2_3	Cantidad de TCC en vencido_2 x 3 meses
354	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_3	Deuda en vencido TCC_2 x 3 meses
355	CANT_TCC_VENCIDO_3_3	Cantidad de TCC en vencido_3 x 3 meses
356	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_3	Deuda en vencido TCC_3 x 3 meses
357	CANT_TCC_VENCIDO_6_3	Cantidad de TCC en vencido_6 x 3 meses
358	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_3	Deuda en vencido TCC_6 x 3 meses
359	CANT_TCC_VENCIDO_9_3	Cantidad de TCC en vencido_9 x 3 mes
360	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_3	Deuda en vencido TCC_9 x 3 mes
361	CANT_TCC_VENCIDO_12_3	Cantidad de TCC en vencido_12 x 3 meses
362	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_3	Deuda en vencido TCC_12 x 3 meses
363	CANT_TCC_VENCIDO_24_3	Cantidad de TCC en vencido_24 x 3 meses
364	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_3	Deuda en vencido TCC_24 x 3 meses
365	CANT_TCC_VENCIDO_36_3	Cantidad de TCC en vencido_36 x 3 meses
366	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_3	Deuda en vencido TCC_36 x 3 meses
367	CANT_TCC_VENCIDO_99_3	Cantidad de TCC en vencido_mas_36 x 3 meses
368	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_3	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 3 meses
369	CANT_TCC_TOTAL_6	Cantidad total de operaciones en TCC x 6 meses
370	DEUDA_TCC_TOTAL_6	Deuda total en TCC x 6 meses
371	DEUDA_TCC_PROMEDIO_6	Deuda promedio en TCC x 6 meses
372	CANT_TCC_POR_VENCER_6	Cantidad de TCC por vencer en TCC x 6 meses
373	DEUDA_TCC_POR_VENCER_6	Deuda por vencer en TCC x 6 meses
374	CANT_TCC_NO_DEVENGA_6	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 6 meses
375	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_6	Deuda no devenga intereses en TCC x 6 meses

N	Nombre	Descripción
376	CANT_TCC_VENCIDO_6	Cantidad de TCC en vencido x 6 meses
377	DEUDA_TCC_VENCIDO_6	Deuda vencido en TCC x 6 meses
378	CANT_TCC_JUDICIAL_6	Cantidad de TCC en demanda judicial x 6 meses
379	DEUDA_TCC_JUDICIAL_6	Deuda en demanda judicial x 6 meses
380	CANT_TCC_CASTIGADA_6	Cantidad de TCC en cartera castigada x 6 meses
381	DEUDA_TCC_CASTIGADA_6	Deuda en cartera castigada x 6 meses
382	CANT_TCC_VENCIDO_1_6	Cantidad de TCC en vencido_1 x 6 meses
383	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_6	Deuda en vencido TCC_1 x 6 meses
384	CANT_TCC_VENCIDO_2_6	Cantidad de TCC en vencido_2 x 6 meses
385	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_6	Deuda en vencido TCC_2 x 6 meses
386	CANT_TCC_VENCIDO_3_6	Cantidad de TCC en vencido_3 x 6 meses
387	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_6	Deuda en vencido TCC_3 x 6 meses
388	CANT_TCC_VENCIDO_6_6	Cantidad de TCC en vencido_6 x 6 meses
389	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_6	Deuda en vencido TCC_6 x 6 meses
390	CANT_TCC_VENCIDO_9_6	Cantidad de TCC en vencido_9 x 6 mes
391	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_6	Deuda en vencido TCC_9 x 6 mes
392	CANT_TCC_VENCIDO_12_6	Cantidad de TCC en vencido_12 x 6 meses
393	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_6	Deuda en vencido TCC_12 x 6 meses
394	CANT_TCC_VENCIDO_24_6	Cantidad de TCC en vencido_24 x 6 meses
395	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_6	Deuda en vencido TCC_24 x 6 meses
396	CANT_TCC_VENCIDO_36_6	Cantidad de TCC en vencido_36 x 6 meses
397	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_6	Deuda en vencido TCC_36 x 6 meses
398	CANT_TCC_VENCIDO_99_6	Cantidad de TCC en vencido_mas_36 x 6 meses
399	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_6	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 6 meses
400	CANT_TCC_TOTAL_12	Cantidad total de operaciones en TCC x 12 meses
401	DEUDA_TCC_TOTAL_12	Deuda total en TCC x 12 meses
402	DEUDA_TCC_PROMEDIO_12	Deuda promedio en TCC x 12 meses
403	CANT_TCC_POR_VENCER_12	Cantidad de TCC por vencer x 12 meses
404	DEUDA_TCC_POR_VENCER_12	Deuda por vencer en TCC x 12 meses
405	CANT_TCC_NO_DEVENGA_12	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 12 meses
406	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_12	Deuda no devenga intereses en TCC x 12 meses
407	CANT_TCC_VENCIDO_12	Cantidad de TCC en vencido x 12 meses
408	DEUDA_TCC_VENCIDO_12	Deuda vencido en TCC x 12 meses
409	CANT_TCC_JUDICIAL_12	Cantidad de TCC en demanda judicial x 12 meses
410	DEUDA_TCC_JUDICIAL_12	Deuda en demanda judicial en TCC x 12 meses
411	CANT_TCC_CASTIGADA_12	Cantidad de TCC en cartera castigada x 12 meses
412	DEUDA_TCC_CASTIGADA_12	Deuda en cartera castigada en TCC x 12 meses
413	CANT_TCC_VENCIDO_1_12	Cantidad de TCC en vencido_1 x 12 meses
414	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_12	Deuda en vencido TCC_1 x 12 meses
415	CANT_TCC_VENCIDO_2_12	Cantidad de TCC en vencido_2 x 12 meses
416	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_12	Deuda en vencido TCC_2 x 12 meses
417	CANT_TCC_VENCIDO_3_12	Cantidad de TCC en vencido_3 x 12 meses
418	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_12	Deuda en vencido TCC_3 x 12 meses
419	CANT_TCC_VENCIDO_6_12	Cantidad de TCC en vencido_6 x 12 meses

N	Nombre	Descripción
420	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_12	Deuda en vencido TCC_6 x 12 meses
421	CANT_TCC_VENCIDO_9_12	Cantidad de TCC en vencido_9 x 12 mes
422	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_12	Deuda en vencido TCC_9 x 12 mes
423	CANT_TCC_VENCIDO_12_12	Cantidad de TCC en vencido_12 x 12 meses
424	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_12	Deuda en vencido TCC_12 x 12 meses
425	CANT_TCC_VENCIDO_24_12	Cantidad de TCC en vencido_24 x 12 meses
426	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_12	Deuda en vencido TCC_24 x 12 meses
427	CANT_TCC_VENCIDO_36_12	Cantidad de TCC en vencido_36 x 12 meses
428	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_12	Deuda en vencido TCC_36 x 12 meses
429	CANT_TCC_VENCIDO_99_12	Cantidad de TCC en vencido_mas_36 x 12 meses
430	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_12	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 12 meses
431	CANT_TCC_TOTAL_24	Cantidad total de operaciones en TCC x 24 meses
432	DEUDA_TCC_TOTAL_24	Deuda total en TCC x 24 meses
433	DEUDA_TCC_PROMEDIO_24	Deuda promedio en TCC x 24 meses
434	CANT_TCC_POR_VENCER_24	Cantidad de TCC por vencer x 24 meses
435	DEUDA_TCC_POR_VENCER_24	Deuda por vencer en TCC x 24 meses
436	CANT_TCC_NO_DEVENGA_24	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 24 meses
437	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_24	Deuda no devenga intereses en TCC x 24 meses
438	CANT_TCC_VENCIDO_24	Cantidad de TCC en vencido x 24 meses
439	DEUDA_TCC_VENCIDO_24	Deuda vencido en TCC x 24 meses
440	CANT_TCC_JUDICIAL_24	Cantidad de TCC en demanda judicial x 24 meses
441	DEUDA_TCC_JUDICIAL_24	Deuda en demanda judicial en TCC x 24 meses
442	CANT_TCC_CASTIGADA_24	Cantidad de TCC en cartera castigada x 24 meses
443	DEUDA_TCC_CASTIGADA_24	Deuda en cartera castigada en TCC x 24 meses
444	CANT_TCC_VENCIDO_1_24	Cantidad de TCC en vencido_1 x 24 meses
445	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_24	Deuda en vencido TCC_1 x 24 meses
446	CANT_TCC_VENCIDO_2_24	Cantidad de TCC en vencido_2 x 24 meses
447	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_24	Deuda en vencido TCC_2 x 24 meses
448	CANT_TCC_VENCIDO_3_24	Cantidad de TCC en vencido_3 x 24 meses
449	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_24	Deuda en vencido TCC_3 x 24 meses
450	CANT_TCC_VENCIDO_6_24	Cantidad de TCC en vencido_6 x 24 meses
451	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_24	Deuda en vencido TCC_6 x 24 meses
452	CANT_TCC_VENCIDO_9_24	Cantidad de TCC en vencido_9 x 24 mes
453	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_24	Deuda en vencido TCC_9 x 24 mes
454	CANT_TCC_VENCIDO_12_24	Cantidad de TCC en vencido_12 x 24 meses
455	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_24	Deuda en vencido TCC_12 x 24 meses
456	CANT_TCC_VENCIDO_24_24	Cantidad de TCC en vencido_24 x 24 meses
457	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_24	Deuda en vencido TCC_24 x 24 meses
458	CANT_TCC_VENCIDO_36_24	Cantidad de TCC en vencido_36 x 24 meses
459	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_24	Deuda en vencido TCC_36 x 24 meses
460	CANT_TCC_VENCIDO_99_24	Cantidad de TCC en vencido_mas_36 x 24 meses
461	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_24	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 24 meses
462	CANT_TCC_TOTAL_24M	Cantidad total de operaciones en TCCx 24 mas meses
463	DEUDA_TCC_TOTAL_24M	Deuda total en TCC x 24 mas meses



N	Nombre	Descripción
464	DEUDA_TCC_PROMEDIO_24M	Deuda promedio en TCC x 24 mas meses
465	CANT_TCC_POR_VENCER_24M	Cantidad de TCC por vencer x 24 mas meses
466	DEUDA_TCC_POR_VENCER_24M	Deuda por vencer en TCCx 24 mas meses
467	CANT_TCC_NO_DEVENGA_24M	Cantidad de TCC en no devenga intereses x 24 mas meses
468	DEUDA_TCC_NO_DEVENGA_24M	Deuda no devenga intereses en TCC x 24 mas meses
469	CANT_TCC_VENCIDO_24M	Cantidad de TCC en vencido x 24 mas meses
470	DEUDA_TCC_VENCIDO_24M	Deuda vencido en TCC x 24 mas meses
471	CANT_TCC_JUDICIAL_24M	Cantidad de TCC en demanda judicial x 24 mas meses
472	DEUDA_TCC_JUDICIAL_24M	Deuda en demanda judicial en TCC x 24 mas meses
473	CANT_TCC_CASTIGADA_24M	Cantidad de TCC en cartera castigada x 24 mas meses
474	DEUDA_TCC_CASTIGADA_24M	Deuda en cartera castigada en TCC x 24 mas meses
475	CANT_TCC_VENCIDO_1_24M	Cantidad de TCC en vencido_1 x 24 mas meses
476	DEUDA_TCC_VENCIDO_1_24M	Deuda en vencido TCC_1 x 24 mas meses
477	CANT_TCC_VENCIDO_2_24M	Cantidad de TCC en vencido_2 x 24 mas meses
478	DEUDA_TCC_VENCIDO_2_24M	Deuda en vencido TCC_2 x 24 mas meses
479	CANT_TCC_VENCIDO_3_24M	Cantidad de TCC en vencido_3 x 24 mas meses
480	DEUDA_TCC_VENCIDO_3_24M	Deuda en vencido TCC_3 x 24 mas meses
481	CANT_TCC_VENCIDO_6_24M	Cantidad de TCC en vencido_6 x 24 mas meses
482	DEUDA_TCC_VENCIDO_6_24M	Deuda en vencido TCC_6 x 24 mas meses
483	CANT_TCC_VENCIDO_9_24M	Cantidad de TCC en vencido_9 x 24 mas meses
484	DEUDA_TCC_VENCIDO_9_24M	Deuda en vencido TCC_9 x 24 mas meses
485	CANT_TCC_VENCIDO_12_24M	Cantidad de TCC en vencido_12 x 24 mas meses
486	DEUDA_TCC_VENCIDO_12_24M	Deuda en vencido TCC_12 x 24 mas meses
487	CANT_TCC_VENCIDO_24_24M	Cantidad de TCC en vencido_24 x 24 mas meses
488	DEUDA_TCC_VENCIDO_24_24M	Deuda en vencido TCC_24 x 24 mas meses
489	CANT_TCC_VENCIDO_36_24M	Cantidad de TCC en vencido_36 x 24 mas meses
490	DEUDA_TCC_VENCIDO_36_24M	Deuda en vencido TCC_36 x 24 mas meses
491	CANT_TCC_VENCIDO_99_24M	Cantidad de TCC en vencido.mas_36 x 24 mas meses
492	DEUDA_TCC_VENCIDO_99_24M	Deuda en vencido TCC_mas_36 x 24 mas meses
493	CANT_TCD_TOTAL_1	Cantidad total de operaciones en TCD <sup>3</sup> x 1 mes
494	DEUDA_TCD_TOTAL_1	Deuda total en TCD x 1 mes
495	DEUDA_TCD_PROMEDIO_1	Deuda promedio en TCD x 1 mes
496	CANT_TCD_POR_VENCER_1	Cantidad de TCD por vencer x 1 mes
497	DEUDA_TCD_POR_VENCER_1	Deuda por vencer en TCD x 1 mes
498	CANT_TCD_NO_DEVENGA_1	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 1 mes
499	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_1	Deuda no devenga intereses en TCD x 1 mes
500	CANT_TCD_VENCIDO_1	Cantidad de TCD en vencido x 1 mes
501	DEUDA_TCD_VENCIDO_1	Deuda vencido TCD x 1 mes
502	CANT_TCD_JUDICIAL_1	Cantidad de TCD en demanda judicial x 1 mes
503	DEUDA_TCD_JUDICIAL_1	Deuda en demanda judicial en TCD x 1 mes
504	CANT_TCD_CASTIGADA_1	Cantidad de TCD en cartera castigada x 1 mes
505	DEUDA_TCD_CASTIGADA_1	Deuda en cartera castigada en TCD x 1 mes
506	CANT_TCD_VENCIDO_1_1	Cantidad de TCD en vencido_1 x 1 mes
507	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_1	Deuda en vencido TCD_1 x 1 mes

N	Nombre	Descripción
508	CANT_TCD_VENCIDO_2_1	Cantidad de TCD en vencido_2 x 1 mes
509	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_1	Deuda en vencido TCD_2 x 1 mes
510	CANT_TCD_VENCIDO_3_1	Cantidad de TCD en vencido_3 x 1 mes
511	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_1	Deuda en vencido TCD_3 x 1 mes
512	CANT_TCD_VENCIDO_6_1	Cantidad de TCD en vencido_6 x 1 mes
513	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_1	Deuda en vencido TCD_6 x 1 mes
514	CANT_TCD_VENCIDO_9_1	Cantidad de TCD en vencido_9 x 1 mes
515	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_1	Deuda en vencido TCD_9 x 1 mes
516	CANT_TCD_VENCIDO_12_1	Cantidad de TCD en vencido_12 x 1 mes
517	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_1	Deuda en vencido TCD_12 x 1 mes
518	CANT_TCD_VENCIDO_24_1	Cantidad de TCD en vencido_24 x 1 mes
519	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_1	Deuda en vencido TCD_24 x 1 mes
520	CANT_TCD_VENCIDO_36_1	Cantidad de TCD en vencido_36 x 1 mes
521	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_1	Deuda en vencido TCD_36 x 1 mes
522	CANT_TCD_VENCIDO_99_1	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 1 mes
523	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_1	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 1 mes
524	CANT_TCD_TOTAL_3	Cantidad total de operaciones x 3 meses
525	DEUDA_TCD_TOTAL_3	Deuda total en TCD x 3 meses
526	DEUDA_TCD_PROMEDIO_3	Deuda promedio en TCD x 3 meses
527	CANT_TCD_POR_VENCER_3	Cantidad de TCD por vencer x 3 meses
528	DEUDA_TCD_POR_VENCER_3	Deuda por vencer en TCD x 3 meses
529	CANT_TCD_NO_DEVENGA_3	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 3 meses
530	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_3	Deuda no devenga intereses en TCD x 3 meses
531	CANT_TCD_VENCIDO_3	Cantidad de TCD en vencido x 3 meses
532	DEUDA_TCD_VENCIDO_3	Deuda vencido en TCD x 3 meses
533	CANT_TCD_JUDICIAL_3	Cantidad de TCD en demanda judicial x 3 meses
534	DEUDA_TCD_JUDICIAL_3	Deuda en demanda judicial en TCD x 3 meses
535	CANT_TCD_CASTIGADA_3	Cantidad de TCD en cartera castigada x 3 meses
536	DEUDA_TCD_CASTIGADA_3	Deuda en cartera castigada en TCD x 3 meses
537	CANT_TCD_VENCIDO_1_3	Cantidad de TCD en vencido_1 x 3 meses
538	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_3	Deuda en vencido TCD_1 x 3 meses
539	CANT_TCD_VENCIDO_2_3	Cantidad de TCD en vencido_2 x 3 meses
540	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_3	Deuda en vencido TCD_2 x 3 meses
541	CANT_TCD_VENCIDO_3_3	Cantidad de TCD en vencido_3 x 3 meses
542	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_3	Deuda en vencido TCD_3 x 3 meses
543	CANT_TCD_VENCIDO_6_3	Cantidad de TCD en vencido_6 x 3 meses
544	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_3	Deuda en vencido TCD_6 x 3 meses
545	CANT_TCD_VENCIDO_9_3	Cantidad de TCD en vencido_9 x 3 mes
546	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_3	Deuda en vencido TCD_9 x 3 mes
547	CANT_TCD_VENCIDO_12_3	Cantidad de TCD en vencido_12 x 3 meses
548	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_3	Deuda en vencido TCD_12 x 3 meses
549	CANT_TCD_VENCIDO_24_3	Cantidad de TCD en vencido_24 x 3 meses
550	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_3	Deuda en vencido TCD_24 x 3 meses
551	CANT_TCD_VENCIDO_36_3	Cantidad de TCD en vencido_36 x 3 meses

N	Nombre	Descripción
552	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_3	Deuda en vencido TCD_36 x 3 meses
553	CANT_TCD_VENCIDO_99_3	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 3 meses
554	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_3	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 3 meses
555	CANT_TCD_TOTAL_6	Cantidad total de operaciones en TCD x 6 meses
556	DEUDA_TCD_TOTAL_6	Deuda total en TCD x 6 meses
557	DEUDA_TCD_PROMEDIO_6	Deuda promedio en TCD x 6 meses
558	CANT_TCD_POR_VENCER_6	Cantidad de TCD por vencer en TCD x 6 meses
559	DEUDA_TCD_POR_VENCER_6	Deuda por vencer en TCD x 6 meses
560	CANT_TCD_NO_DEVENGA_6	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 6 meses
561	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_6	Deuda no devenga intereses en TCD x 6 meses
562	CANT_TCD_VENCIDO_6	Cantidad de TCD en vencido x 6 meses
563	DEUDA_TCD_VENCIDO_6	Deuda vencido en TCD x 6 meses
564	CANT_TCD_JUDICIAL_6	Cantidad de TCD en demanda judicial x 6 meses
565	DEUDA_TCD_JUDICIAL_6	Deuda en demanda judicial x 6 meses
566	CANT_TCD_CASTIGADA_6	Cantidad de TCD en cartera castigada x 6 meses
567	DEUDA_TCD_CASTIGADA_6	Deuda en cartera castigada x 6 meses
568	CANT_TCD_VENCIDO_1_6	Cantidad de TCD en vencido_1 x 6 meses
569	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_6	Deuda en vencido TCD_1 x 6 meses
570	CANT_TCD_VENCIDO_2_6	Cantidad de TCD en vencido_2 x 6 meses
571	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_6	Deuda en vencido TCD_2 x 6 meses
572	CANT_TCD_VENCIDO_3_6	Cantidad de TCD en vencido_3 x 6 meses
573	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_6	Deuda en vencido TCD_3 x 6 meses
574	CANT_TCD_VENCIDO_6_6	Cantidad de TCD en vencido_6 x 6 meses
575	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_6	Deuda en vencido TCD_6 x 6 meses
576	CANT_TCD_VENCIDO_9_6	Cantidad de TCD en vencido_9 x 6 mes
577	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_6	Deuda en vencido TCD_9 x 6 mes
578	CANT_TCD_VENCIDO_12_6	Cantidad de TCD en vencido_12 x 6 meses
579	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_6	Deuda en vencido TCD_12 x 6 meses
580	CANT_TCD_VENCIDO_24_6	Cantidad de TCD en vencido_24 x 6 meses
581	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_6	Deuda en vencido TCD_24 x 6 meses
582	CANT_TCD_VENCIDO_36_6	Cantidad de TCD en vencido_36 x 6 meses
583	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_6	Deuda en vencido TCD_36 x 6 meses
584	CANT_TCD_VENCIDO_99_6	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 6 meses
585	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_6	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 6 meses
586	CANT_TCD_TOTAL_12	Cantidad total de operaciones en TCD x 12 meses
587	DEUDA_TCD_TOTAL_12	Deuda total en TCD x 12 meses
588	DEUDA_TCD_PROMEDIO_12	Deuda promedio en TCD x 12 meses
589	CANT_TCD_POR_VENCER_12	Cantidad de TCD por vencer x 12 meses
590	DEUDA_TCD_POR_VENCER_12	Deuda por vencer en TCD x 12 meses
591	CANT_TCD_NO_DEVENGA_12	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 12 meses
592	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_12	Deuda no devenga intereses en TCD x 12 meses
593	CANT_TCD_VENCIDO_12	Cantidad de TCD en vencido x 12 meses
594	DEUDA_TCD_VENCIDO_12	Deuda vencido en TCD x 12 meses
595	CANT_TCD_JUDICIAL_12	Cantidad de TCD en demanda judicial x 12 meses

N	Nombre	Descripción
596	DEUDA_TCD_JUDICIAL_12	Deuda en demanda judicial en TCD x 12 meses
597	CANT_TCD_CASTIGADA_12	Cantidad de TCD en cartera castigada x 12 meses
598	DEUDA_TCD_CASTIGADA_12	Deuda en cartera castigada en TCD x 12 meses
599	CANT_TCD_VENCIDO_1_12	Cantidad de TCD en vencido_1 x 12 meses
600	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_12	Deuda en vencido TCD_1 x 12 meses
601	CANT_TCD_VENCIDO_2_12	Cantidad de TCD en vencido_2 x 12 meses
602	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_12	Deuda en vencido TCD_2 x 12 meses
603	CANT_TCD_VENCIDO_3_12	Cantidad de TCD en vencido_3 x 12 meses
604	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_12	Deuda en vencido TCD_3 x 12 meses
605	CANT_TCD_VENCIDO_6_12	Cantidad de TCD en vencido_6 x 12 meses
606	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_12	Deuda en vencido TCD_6 x 12 meses
607	CANT_TCD_VENCIDO_9_12	Cantidad de TCD en vencido_9 x 12 mes
608	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_12	Deuda en vencido TCD_9 x 12 mes
609	CANT_TCD_VENCIDO_12_12	Cantidad de TCD en vencido_12 x 12 meses
610	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_12	Deuda en vencido TCD_12 x 12 meses
611	CANT_TCD_VENCIDO_24_12	Cantidad de TCD en vencido_24 x 12 meses
612	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_12	Deuda en vencido TCD_24 x 12 meses
613	CANT_TCD_VENCIDO_36_12	Cantidad de TCD en vencido_36 x 12 meses
614	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_12	Deuda en vencido TCD_36 x 12 meses
615	CANT_TCD_VENCIDO_99_12	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 12 meses
616	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_12	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 12 meses
617	CANT_TCD_TOTAL_24	Cantidad total de operaciones en TCD x 24 meses
618	DEUDA_TCD_TOTAL_24	Deuda total en TCD x 24 meses
619	DEUDA_TCD_PROMEDIO_24	Deuda promedio en TCD x 24 meses
620	CANT_TCD_POR_VENCER_24	Cantidad de TCD por vencer x 24 meses
621	DEUDA_TCD_POR_VENCER_24	Deuda por vencer en TCD x 24 meses
622	CANT_TCD_NO_DEVENGA_24	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 24 meses
623	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_24	Deuda no devenga intereses en TCD x 24 meses
624	CANT_TCD_VENCIDO_24	Cantidad de TCD en vencido x 24 meses
625	DEUDA_TCD_VENCIDO_24	Deuda vencido en TCD x 24 meses
626	CANT_TCD_JUDICIAL_24	Cantidad de TCD en demanda judicial x 24 meses
627	DEUDA_TCD_JUDICIAL_24	Deuda en demanda judicial en TCD x 24 meses
628	CANT_TCD_CASTIGADA_24	Cantidad de TCD en cartera castigada x 24 meses
629	DEUDA_TCD_CASTIGADA_24	Deuda en cartera castigada en TCD x 24 meses
630	CANT_TCD_VENCIDO_1_24	Cantidad de TCD en vencido_1 x 24 meses
631	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_24	Deuda en vencido TCD_1 x 24 meses
632	CANT_TCD_VENCIDO_2_24	Cantidad de TCD en vencido_2 x 24 meses
633	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_24	Deuda en vencido TCD_2 x 24 meses
634	CANT_TCD_VENCIDO_3_24	Cantidad de TCD en vencido_3 x 24 meses
635	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_24	Deuda en vencido TCD_3 x 24 meses
636	CANT_TCD_VENCIDO_6_24	Cantidad de TCD en vencido_6 x 24 meses
637	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_24	Deuda en vencido TCD_6 x 24 meses
638	CANT_TCD_VENCIDO_9_24	Cantidad de TCD en vencido_9 x 24 mes
639	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_24	Deuda en vencido TCD_9 x 24 mes

N	Nombre	Descripción
640	CANT_TCD_VENCIDO_12_24	Cantidad de TCD en vencido_12 x 24 meses
641	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_24	Deuda en vencido TCD_12 x 24 meses
642	CANT_TCD_VENCIDO_24_24	Cantidad de TCD en vencido_24 x 24 meses
643	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_24	Deuda en vencido TCD_24 x 24 meses
644	CANT_TCD_VENCIDO_36_24	Cantidad de TCD en vencido_36 x 24 meses
645	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_24	Deuda en vencido TCD_36 x 24 meses
646	CANT_TCD_VENCIDO_99_24	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 24 meses
647	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_24	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 24 meses
648	CANT_TCD_TOTAL_24M	Cantidad total de operaciones en TCDx 24 mas meses
649	DEUDA_TCD_TOTAL_24M	Deuda total en TCD x 24 mas meses
650	DEUDA_TCD_PROMEDIO_24M	Deuda promedio en TCD x 24 mas meses
651	CANT_TCD_POR_VENCER_24M	Cantidad de TCD por vencer x 24 mas meses
652	DEUDA_TCD_POR_VENCER_24M	Deuda por vencer en TCDx 24 mas meses
653	CANT_TCD_NO_DEVENGA_24M	Cantidad de TCD en no devenga intereses x 24 mas meses
654	DEUDA_TCD_NO_DEVENGA_24M	Deuda no devenga intereses en TCD x 24 mas meses
655	CANT_TCD_VENCIDO_24M	Cantidad de TCD en vencido x 24 mas meses
656	DEUDA_TCD_VENCIDO_24M	Deuda vencido en TCD x 24 mas meses
657	CANT_TCD_JUDICIAL_24M	Cantidad de TCD en demanda judicial x 24 mas meses
658	DEUDA_TCD_JUDICIAL_24M	Deuda en demanda judicial en TCD x 24 mas meses
659	CANT_TCD_CASTIGADA_24M	Cantidad de TCD en cartera castigada x 24 mas meses
660	DEUDA_TCD_CASTIGADA_24M	Deuda en cartera castigada en TCD x 24 mas meses
661	CANT_TCD_VENCIDO_1_24M	Cantidad de TCD en vencido_1 x 24 mas meses
662	DEUDA_TCD_VENCIDO_1_24M	Deuda en vencido TCD_1 x 24 mas meses
663	CANT_TCD_VENCIDO_2_24M	Cantidad de TCD en vencido_2 x 24 mas meses
664	DEUDA_TCD_VENCIDO_2_24M	Deuda en vencido TCD_2 x 24 mas meses
665	CANT_TCD_VENCIDO_3_24M	Cantidad de TCD en vencido_3 x 24 mas meses
666	DEUDA_TCD_VENCIDO_3_24M	Deuda en vencido TCD_3 x 24 mas meses
667	CANT_TCD_VENCIDO_6_24M	Cantidad de TCD en vencido_6 x 24 mas meses
668	DEUDA_TCD_VENCIDO_6_24M	Deuda en vencido TCD_6 x 24 mas meses
669	CANT_TCD_VENCIDO_9_24M	Cantidad de TCD en vencido_9 x 24 mas meses
670	DEUDA_TCD_VENCIDO_9_24M	Deuda en vencido TCD_9 x 24 mas meses
671	CANT_TCD_VENCIDO_12_24M	Cantidad de TCD en vencido_12 x 24 mas meses
672	DEUDA_TCD_VENCIDO_12_24M	Deuda en vencido TCD_12 x 24 mas meses
673	CANT_TCD_VENCIDO_24_24M	Cantidad de TCD en vencido_24 x 24 mas meses
674	DEUDA_TCD_VENCIDO_24_24M	Deuda en vencido TCD_24 x 24 mas meses
675	CANT_TCD_VENCIDO_36_24M	Cantidad de TCD en vencido_36 x 24 mas meses
676	DEUDA_TCD_VENCIDO_36_24M	Deuda en vencido TCD_36 x 24 mas meses
677	CANT_TCD_VENCIDO_99_24M	Cantidad de TCD en vencido_mas_36 x 24 mas meses
678	DEUDA_TCD_VENCIDO_99_24M	Deuda en vencido TCD_mas_36 x 24 mas meses
679	CANT_TOTAL_1	Cantidad total de operaciones en operaciones excluido TC x 1 mes
680	DEUDA_TOTAL_1	Deuda total en operaciones excluido TC x 1 mes
681	DEUDA_PROMEDIO_1	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 1 mes
682	CANT_POR_VENCER_1	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer x 1 mes
683	DEUDA_POR_VENCER_1	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 1 mes

N	Nombre	Descripción
684	CANT_NO_DEVENGA_1	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 1 mes
685	DEUDA_NO_DEVENGA_1	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 1 mes
686	CANT_VENCIDO_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 1 mes
687	DEUDA_VENCIDO_1	Deuda vencido operaciones excluido TC x 1 mes
688	CANT_JUDICIAL_1	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 1 mes
689	DEUDA_JUDICIAL_1	Deuda en demanda judicial en operaciones excluido TC x 1 mes
690	CANT_CASTIGADA_1	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 1 mes
691	DEUDA_CASTIGADA_1	Deuda en cartera castigada en operaciones excluido TC x 1 mes
692	CANT_VENCIDO_1_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_1 x 1 mes
693	DEUDA_VENCIDO_1.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_1 x 1 mes
694	CANT_VENCIDO_2_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_2 x 1 mes
695	DEUDA_VENCIDO_2.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_2 x 1 mes
696	CANT_VENCIDO_3_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_3 x 1 mes
697	DEUDA_VENCIDO_3.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_3 x 1 mes
698	CANT_VENCIDO_6_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_6 x 1 mes
699	DEUDA_VENCIDO_6.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_6 x 1 mes
700	CANT_VENCIDO_9_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_9 x 1 mes
701	DEUDA_VENCIDO_9.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_9 x 1 mes
702	CANT_VENCIDO_12_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_12 x 1 mes
703	DEUDA_VENCIDO_12.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_12 x 1 mes
704	CANT_VENCIDO_24_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_24 x 1 mes
705	DEUDA_VENCIDO_24.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_24 x 1 mes
706	CANT_VENCIDO_36_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_36 x 1 mes
707	DEUDA_VENCIDO_36.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_36 x 1 mes
708	CANT_VENCIDO_99_1	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_mas_36 x 1 mes
709	DEUDA_VENCIDO_99.1	Deuda en vencido operaciones excluido TC_mas_36 x 1 mes
710	CANT_TOTAL_3	Cantidad total de operaciones x 3 meses
711	DEUDA_TOTAL_3	Deuda total en operaciones excluido TC x 3 meses
712	DEUDA_PROMEDIO_3	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 3 meses
713	CANT_POR_VENCER_3	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer x 3 meses
714	DEUDA_POR_VENCER_3	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 3 meses
715	CANT_NO_DEVENGA_3	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 3 meses
716	DEUDA_NO_DEVENGA_3	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 3 meses
717	CANT_VENCIDO_3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 3 meses
718	DEUDA_VENCIDO_3	Deuda vencido en operaciones excluido TC x 3 meses
719	CANT_JUDICIAL_3	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 3 meses
720	DEUDA_JUDICIAL_3	Deuda en demanda judicial en operaciones excluido TC x 3 meses
721	CANT_CASTIGADA_3	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 3 meses
722	DEUDA_CASTIGADA_3	Deuda en cartera castigada en operaciones excluido TC x 3 meses
723	CANT_VENCIDO_1_3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_1 x 3 meses
724	DEUDA_VENCIDO_1.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC_1 x 3 meses
725	CANT_VENCIDO_2_3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_2 x 3 meses
726	DEUDA_VENCIDO_2.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC_2 x 3 meses
727	CANT_VENCIDO_3_3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_3 x 3 meses

N	Nombre	Descripción
728	DEUDA_VENCIDO.3.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.3 x 3 meses
729	CANT_VENCIDO.6.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.6 x 3 meses
730	DEUDA_VENCIDO.6.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.6 x 3 meses
731	CANT_VENCIDO.9.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.9 x 3 mes
732	DEUDA_VENCIDO.9.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.9 x 3 mes
733	CANT_VENCIDO.12.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.12 x 3 meses
734	DEUDA_VENCIDO.12.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.12 x 3 meses
735	CANT_VENCIDO.24.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.24 x 3 meses
736	DEUDA_VENCIDO.24.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.24 x 3 meses
737	CANT_VENCIDO.36.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.36 x 3 meses
738	DEUDA_VENCIDO.36.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.36 x 3 meses
739	CANT_VENCIDO.99.3	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.mas.36 x 3 meses
740	DEUDA_VENCIDO.99.3	Deuda en vencido operaciones excluido TC.mas.36 x 3 meses
741	CANT_TOTAL.6	Cantidad total de operaciones en operaciones excluido TC x 6 meses
742	DEUDA_TOTAL.6	Deuda total en operaciones excluido TC x 6 meses
743	DEUDA_PROMEDIO.6	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 6 meses
744	CANT_POR_VENCER.6	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer en operaciones excluido TC x 6 meses
745	DEUDA_POR_VENCER.6	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 6 meses
746	CANT_NO_DEVENGA.6	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 6 meses
747	DEUDA_NO_DEVENGA.6	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 6 meses
748	CANT_VENCIDO.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 6 meses
749	DEUDA_VENCIDO.6	Deuda vencido en operaciones excluido TC x 6 meses
750	CANT_JUDICIAL.6	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 6 meses
751	DEUDA_JUDICIAL.6	Deuda en demanda judicial x 6 meses
752	CANT_CASTIGADA.6	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 6 meses
753	DEUDA_CASTIGADA.6	Deuda en cartera castigada x 6 meses
754	CANT_VENCIDO.1.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.1 x 6 meses
755	DEUDA_VENCIDO.1.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.1 x 6 meses
756	CANT_VENCIDO.2.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.2 x 6 meses
757	DEUDA_VENCIDO.2.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.2 x 6 meses
758	CANT_VENCIDO.3.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.3 x 6 meses
759	DEUDA_VENCIDO.3.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.3 x 6 meses
760	CANT_VENCIDO.6.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.6 x 6 meses
761	DEUDA_VENCIDO.6.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.6 x 6 meses
762	CANT_VENCIDO.9.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.9 x 6 mes
763	DEUDA_VENCIDO.9.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.9 x 6 mes
764	CANT_VENCIDO.12.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.12 x 6 meses
765	DEUDA_VENCIDO.12.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.12 x 6 meses
766	CANT_VENCIDO.24.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.24 x 6 meses
767	DEUDA_VENCIDO.24.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.24 x 6 meses
768	CANT_VENCIDO.36.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.36 x 6 meses
769	DEUDA_VENCIDO.36.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC.36 x 6 meses
770	CANT_VENCIDO.99.6	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.mas.36 x 6 meses

N	Nombre	Descripción
771	DEUDA_VENCIDO_99.6	Deuda en vencido operaciones excluido TC_mas_36 x 6 meses
772	CANT_TOTAL_12	Cantidad total de operaciones en operaciones excluido TC x 12 meses
773	DEUDA_TOTAL_12	Deuda total en operaciones excluido TC x 12 meses
774	DEUDA_PROMEDIO_12	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 12 meses
775	CANT_POR_VENCER_12	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer x 12 meses
776	DEUDA_POR_VENCER_12	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 12 meses
777	CANT_NO_DEVENGA_12	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 12 meses
778	DEUDA_NO_DEVENGA_12	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 12 meses
779	CANT_VENCIDO_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 12 meses
780	DEUDA_VENCIDO_12	Deuda vencido en operaciones excluido TC x 12 meses
781	CANT_JUDICIAL_12	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 12 meses
782	DEUDA_JUDICIAL_12	Deuda en demanda judicial en operaciones excluido TC x 12 meses
783	CANT_CASTIGADA_12	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 12 meses
784	DEUDA_CASTIGADA_12	Deuda en cartera castigada en operaciones excluido TC x 12 meses
785	CANT_VENCIDO_1_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_1 x 12 meses
786	DEUDA_VENCIDO_1_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_1 x 12 meses
787	CANT_VENCIDO_2_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_2 x 12 meses
788	DEUDA_VENCIDO_2_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_2 x 12 meses
789	CANT_VENCIDO_3_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_3 x 12 meses
790	DEUDA_VENCIDO_3_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_3 x 12 meses
791	CANT_VENCIDO_6_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_6 x 12 meses
792	DEUDA_VENCIDO_6_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_6 x 12 meses
793	CANT_VENCIDO_9_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_9 x 12 mes
794	DEUDA_VENCIDO_9_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_9 x 12 mes
795	CANT_VENCIDO_12_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_12 x 12 meses
796	DEUDA_VENCIDO_12_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_12 x 12 meses
797	CANT_VENCIDO_24_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_24 x 12 meses
798	DEUDA_VENCIDO_24_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_24 x 12 meses
799	CANT_VENCIDO_36_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_36 x 12 meses
800	DEUDA_VENCIDO_36_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_36 x 12 meses
801	CANT_VENCIDO_99_12	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_mas_36 x 12 meses
802	DEUDA_VENCIDO_99_12	Deuda en vencido operaciones excluido TC_mas_36 x 12 meses
803	CANT_TOTAL_24	Cantidad total de operaciones en operaciones excluido TC x 24 meses
804	DEUDA_TOTAL_24	Deuda total en operaciones excluido TC x 24 meses
805	DEUDA_PROMEDIO_24	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 24 meses
806	CANT_POR_VENCER_24	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer x 24 meses
807	DEUDA_POR_VENCER_24	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 24 meses
808	CANT_NO_DEVENGA_24	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 24 meses
809	DEUDA_NO_DEVENGA_24	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 24 meses
810	CANT_VENCIDO_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 24 meses
811	DEUDA_VENCIDO_24	Deuda vencido en operaciones excluido TC x 24 meses
812	CANT_JUDICIAL_24	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 24 meses



N	Nombre	Descripción
813	DEUDA_JUDICIAL_24	Deuda en demanda judicial en operaciones excluido TC x 24 meses
814	CANT_CASTIGADA_24	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 24 meses
815	DEUDA_CASTIGADA_24	Deuda en cartera castigada en operaciones excluido TC x 24 meses
816	CANT_VENCIDO_1_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_1 x 24 meses
817	DEUDA_VENCIDO_1_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_1 x 24 meses
818	CANT_VENCIDO_2_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_2 x 24 meses
819	DEUDA_VENCIDO_2_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_2 x 24 meses
820	CANT_VENCIDO_3_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_3 x 24 meses
821	DEUDA_VENCIDO_3_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_3 x 24 meses
822	CANT_VENCIDO_6_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_6 x 24 meses
823	DEUDA_VENCIDO_6_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_6 x 24 meses
824	CANT_VENCIDO_9_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_9 x 24 mes
825	DEUDA_VENCIDO_9_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_9 x 24 mes
826	CANT_VENCIDO_12_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_12 x 24 meses
827	DEUDA_VENCIDO_12_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_12 x 24 meses
828	CANT_VENCIDO_24_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_24 x 24 meses
829	DEUDA_VENCIDO_24_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_24 x 24 meses
830	CANT_VENCIDO_36_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_36 x 24 meses
831	DEUDA_VENCIDO_36_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_36 x 24 meses
832	CANT_VENCIDO_99_24	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_mas_36 x 24 meses
833	DEUDA_VENCIDO_99_24	Deuda en vencido operaciones excluido TC_mas_36 x 24 meses
834	CANT_TOTAL_24M	Cantidad total de operaciones en operaciones excluido TC x 24 mas meses
835	DEUDA_TOTAL_24M	Deuda total en operaciones excluido TC x 24 mas meses
836	DEUDA_PROMEDIO_24M	Deuda promedio en operaciones excluido TC x 24 mas meses
837	CANT_POR_VENCER_24M	Cantidad de operaciones excluido TC por vencer x 24 mas meses
838	DEUDA_POR_VENCER_24M	Deuda por vencer en operaciones excluido TC x 24 mas meses
839	CANT_NO_DEVENGA_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en no devenga intereses x 24 mas meses
840	DEUDA_NO_DEVENGA_24M	Deuda no devenga intereses en operaciones excluido TC x 24 mas meses
841	CANT_VENCIDO_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido x 24 mas meses
842	DEUDA_VENCIDO_24M	Deuda vencido en operaciones excluido TC x 24 mas meses
843	CANT_JUDICIAL_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en demanda judicial x 24 mas meses
844	DEUDA_JUDICIAL_24M	Deuda en demanda judicial en operaciones excluido TC x 24 mas meses
845	CANT_CASTIGADA_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en cartera castigada x 24 mas meses
846	DEUDA_CASTIGADA_24M	Deuda en cartera castigada en operaciones excluido TC x 24 mas meses
847	CANT_VENCIDO_1_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_1 x 24 mas meses
848	DEUDA_VENCIDO_1_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC_1 x 24 mas meses
849	CANT_VENCIDO_2_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_2 x 24 mas meses
850	DEUDA_VENCIDO_2_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC_2 x 24 mas meses
851	CANT_VENCIDO_3_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido_3 x 24 mas meses

N	Nombre	Descripción
852	DEUDA_VENCIDO.3_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.3 x 24 mas meses
853	CANT_VENCIDO.6_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.6 x 24 mas meses
854	DEUDA_VENCIDO.6_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.6 x 24 mas meses
855	CANT_VENCIDO.9_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.9 x 24 mas meses
856	DEUDA_VENCIDO.9_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.9 x 24 mas meses
857	CANT_VENCIDO.12_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.12 x 24 mas meses
858	DEUDA_VENCIDO.12_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.12 x 24 mas meses
859	CANT_VENCIDO.24_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.24 x 24 mas meses
860	DEUDA_VENCIDO.24_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.24 x 24 mas meses
861	CANT_VENCIDO.36_24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.36 x 24 mas meses
862	DEUDA_VENCIDO.36_24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.36 x 24 mas meses
863	CANT_VENCIDO.99.24M	Cantidad de operaciones excluido TC en vencido.mas.36 x 24 mas meses
864	DEUDA_VENCIDO.99.24M	Deuda en vencido operaciones excluido TC.mas.36 x 24 mas meses

## 7.2. Población Tarjeta Habientes

### 7.2.1. Distribución Poblacion Diciembre 2008

PROVINCIA	2_PRI_DIG	ULTIMO_DIGITO									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Azuay	01	4255	4234	4123	4313	4217	4226	4197	4196	4177	4269
Bolivar	02	1105	1030	1079	1066	1071	1121	1105	1044	1102	1060
Cañar	03	873	796	857	855	871	850	868	866	857	827
Carchi	04	1162	1155	1165	1159	1110	1185	1150	1188	1151	1189
Cotopaxi	05	1952	1951	1985	1992	1935	1889	1937	1928	1959	1947
Chimborazo	06	2603	2495	2544	2479	2472	2452	2585	2500	2495	2511
El Oro	07	3312	3413	3434	3378	3247	3388	3323	3394	3268	3415
Esmeraldas	08	1755	1793	1790	1728	1729	1766	1746	1795	1813	1771
Guayas	09	32590	32353	32676	32627	32587	32641	32606	32447	32675	32656
Imbabura	10	2891	2857	2781	2813	2834	2899	2856	2882	2853	2887
Loja	11	2450	2369	2422	2414	2409	2421	2446	2409	2446	2435
Los Rios	12	3227	3176	3195	3188	3217	3231	3225	3188	3120	3220
Manabi	13	7329	7434	7462	7512	7468	7537	7400	7455	7369	7417
Morona Santiago	14	170	166	165	174	168	162	172	161	160	190
Napo	15	288	288	293	298	275	294	301	276	284	286
Pastaza	16	296	274	335	308	302	305	303	311	317	313
Pichincha	17	30143	30214	30207	30086	30505	30150	30329	30285	30046	30230
Tungurahua	18	3252	3258	3202	3230	3206	3267	3176	3190	3221	3186
Zamora Chinchipe	19	165	167	172	162	148	156	156	154	168	163
Galapagos	20	116	106	131	113	117	130	115	137	109	118
Sucumbíos	21	206	175	180	172	180	174	190	176	192	167
Orellana	22	8	13	12	9	12	13	9	13	10	12
TOTAL		100148	99721	100213	100075	100079	100258	100197	99996	99796	100270

Tabla 7.1: Distribución Tarjeta Habientes Diciembre 2008

## 7.2.2. Distribución Población Junio 2008

PROVINCIA	2-PRIDIG	ULTIMO_DIGITO									
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Azuay	01	3976	3956	3902	3988	3852	3940	3949	3921	4030	3921
Bolívar	02	1032	962	1030	991	1008	1000	1047	1033	996	975
Cañar	03	816	744	801	773	801	814	794	811	799	809
Carchi	04	1086	1079	1075	1111	1088	1037	1107	1075	1083	1110
Cotopaxi	05	1824	1823	1831	1819	1854	1808	1765	1810	1861	1802
Chimborazo	06	2432	2332	2332	2346	2377	2310	2291	2416	2317	2336
El Oro	07	3094	3189	3054	3190	3209	3033	3165	3105	3156	3171
Esmeraldas	08	1640	1675	1694	1655	1672	1616	1650	1632	1614	1677
Guayas	09	30451	30230	30531	30513	30532	30448	30499	30467	30486	30318
Imbabura	10	2701	2669	2666	2698	2598	2648	2709	2669	2628	2693
Loja	11	2290	2214	2286	2275	2263	2251	2263	2286	2255	2251
Los Ríos	12	3015	2968	2915	3008	2985	3006	3019	3014	2979	2979
Manabí	13	6848	6946	6886	6930	6973	6978	7042	6914	7019	6966
Morona Santiago	14	159	155	150	177	154	157	151	161	162	150
Napo	15	269	269	265	267	274	257	275	282	278	258
Pastaza	16	276	256	296	292	313	282	285	283	288	291
Pichincha	17	28165	28232	28075	28246	28225	28503	28172	28339	28112	28297
Tungurahua	18	3038	3044	3010	2977	2992	2996	3052	2967	3018	2981
Zamora Chinchipe	19	154	156	157	152	161	138	146	146	151	144
Galapagos	20	108	99	102	110	123	110	122	108	106	128
Sucumbíos	21	192	164	179	156	168	168	162	177	163	164
Orellana	22	7	12	9	12	11	12	12	8	7	12
<b>TOTAL</b>		<b>93576</b>	<b>93177</b>	<b>93247</b>	<b>93690</b>	<b>93637</b>	<b>93512</b>	<b>93679</b>	<b>93622</b>	<b>93508</b>	<b>93434</b>

Tabla 7.2: Distribución Tarjeta Habientes Junio 2008

## 7.3. Tablas de Performance

### 7.3.1. Scorecard Few Modelamiento

KS	ROC	Gini											
42,7	77,0	54,0											
Score			Total				Bad				Bad Rate		
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum	
959	999	3279	10 %	10 %	100 %	70	2 %	2 %	100 %	2,1 %	2,1 %	8,7 %	
944	959	3279	10 %	20 %	90 %	92	3 %	6 %	98 %	2,8 %	2,5 %	9,5 %	
933	944	3279	10 %	30 %	80 %	111	4 %	10 %	94 %	3,4 %	2,8 %	10,3 %	
926	933	3279	10 %	40 %	70 %	122	4 %	14 %	90 %	3,7 %	3,0 %	11,3 %	
905	926	3279	10 %	50 %	60 %	173	6 %	20 %	86 %	5,3 %	3,5 %	12,6 %	
904	905	3279	10 %	60 %	50 %	191	7 %	26 %	80 %	5,8 %	3,9 %	14,0 %	
877	904	3279	10 %	70 %	40 %	207	7 %	34 %	74 %	6,3 %	4,2 %	16,1 %	
844	877	3280	10 %	80 %	30 %	212	7 %	41 %	66 %	6,5 %	4,5 %	19,3 %	
739	844	3279	10 %	90 %	20 %	292	10 %	51 %	59 %	8,9 %	5,0 %	25,8 %	
1	739	3279	10 %	100 %	10 %	1.399	49 %	100 %	49 %	42,7 %	8,7 %	42,7 %	
<b>Total</b>		<b>32.791</b>				<b>2.869</b>							

Tabla 7.3: Tabla de Performance Scorecard Few: B - M

KS		ROC		Gini								
76,9		92,3		84,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
955	999	4478	10%	10%	100%	90	1%	1%	100%	2,0%	2,0%	19,4%
938	955	4471	10%	20%	90%	131	2%	3%	99%	2,9%	2,5%	21,4%
926	938	4487	10%	30%	80%	138	2%	4%	97%	3,1%	2,7%	23,7%
907	926	4478	10%	40%	70%	192	2%	6%	96%	4,3%	3,1%	26,6%
902	907	4431	10%	50%	60%	225	3%	9%	94%	5,1%	3,5%	30,3%
873	902	4527	10%	60%	50%	240	3%	12%	91%	5,3%	3,8%	35,3%
816	873	4478	10%	70%	40%	240	3%	14%	88%	5,4%	4,0%	42,9%
570	816	4479	10%	80%	30%	512	6%	20%	86%	11,4%	4,9%	55,4%
36	570	4479	10%	90%	20%	2.607	30%	50%	80%	58,2%	10,9%	77,4%
1	36	4478	10%	100%	10%	4.326	50%	100%	50%	96,6%	19,4%	96,6%
Total		44.786				8.701						

Tabla 7.4: Tabla de Performance Scorecard Few:B - M - Mobs - I

### 7.3.2. Scorecard Few Validación

KS		ROC		Gini								
41,5		76,8		53,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
959	999	2158	10%	10%	100%	44	3%	3%	100%	2,0%	2,0%	8,1%
944	959	2163	10%	20%	90%	49	3%	5%	97%	2,3%	2,2%	8,8%
932	944	2163	10%	30%	80%	73	4%	9%	95%	3,4%	2,6%	9,6%
926	932	2159	10%	40%	70%	75	4%	14%	91%	3,5%	2,8%	10,5%
906	926	2167	10%	50%	60%	87	5%	19%	86%	4,0%	3,0%	11,7%
904	906	2163	10%	60%	50%	123	7%	26%	81%	5,7%	3,5%	13,2%
877	904	2160	10%	70%	40%	139	8%	34%	74%	6,4%	3,9%	15,1%
844	877	2163	10%	80%	30%	144	8%	42%	66%	6,7%	4,2%	17,9%
745	844	2153	10%	90%	20%	189	11%	53%	58%	8,8%	4,7%	23,6%
1	745	2186	10%	100%	10%	833	47%	100%	47%	38,1%	8,1%	38,1%
Total		21.625				1.756						

Tabla 7.5: Tabla de Performance Scorecard Few: B - M

KS		ROC		Gini								
77,1		92,6		85,2								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
955	999	2973	10%	10%	100%	59	1%	1%	100%	2,0%	2,0%	19,2%
938	955	2969	10%	20%	90%	80	1%	2%	99%	2,7%	2,3%	21,1%
926	938	2978	10%	30%	80%	85	1%	4%	98%	2,9%	2,5%	23,4%
907	926	2973	10%	40%	70%	105	2%	6%	96%	3,5%	2,8%	26,3%
903	907	2973	10%	50%	60%	138	2%	8%	94%	4,6%	3,1%	30,1%
872	903	2974	10%	60%	50%	158	3%	11%	92%	5,3%	3,5%	35,2%
816	872	2973	10%	70%	40%	182	3%	14%	89%	6,1%	3,9%	42,6%
569	816	2974	10%	80%	30%	337	6%	20%	86%	11,3%	4,8%	54,8%
36	569	2973	10%	90%	20%	1.679	29%	50%	80%	56,5%	10,5%	76,6%
1	36	2973	10%	100%	10%	2.873	50%	100%	50%	96,6%	19,2%	96,6%
Total		29.733				5.696						

Tabla 7.6: Tabla de Performance Scorecard Few: B - M - Mobs - I

### 7.3.3. Scorecard Few Validación Junio 2008

KS		ROC		Gini								
42,7		77,0		54,0								
Score		Total				Bad				Bad Rate		
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
959	999	5081	10 %	10 %	100 %	113	2 %	2 %	100 %	2,2 %	2,2 %	9,1 %
944	959	5083	10 %	20 %	90 %	149	3 %	6 %	98 %	2,9 %	2,6 %	9,9 %
932	944	5084	10 %	30 %	80 %	179	4 %	10 %	94 %	3,5 %	2,9 %	10,7 %
926	932	5085	10 %	40 %	70 %	197	4 %	14 %	90 %	3,9 %	3,1 %	11,7 %
905	926	5088	10 %	50 %	60 %	279	6 %	20 %	86 %	5,5 %	3,6 %	13,0 %
904	905	5089	10 %	60 %	50 %	308	7 %	26 %	80 %	6,1 %	4,0 %	14,5 %
878	904	5090	10 %	70 %	40 %	334	7 %	34 %	74 %	6,6 %	4,4 %	16,7 %
844	878	5092	10 %	80 %	30 %	342	7 %	41 %	66 %	6,7 %	4,7 %	20,0 %
743	844	5095	10 %	90 %	20 %	471	10 %	51 %	59 %	9,2 %	5,2 %	26,6 %
1	743	5169	10 %	100 %	10 %	2.260	49 %	100 %	49 %	43,7 %	9,1 %	43,7 %
Total		50.956				4.632						

Tabla 7.7: Tabla de Performance Scorecard Few: B - M

KS		ROC		Gini								
76,9		92,3		84,6								
Score		Total				Bad				Bad Rate		
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
959	999	6923	10 %	10 %	100 %	144	1 %	1 %	100 %	2,1 %	2,1 %	20,0 %
938	955	6909	10 %	20 %	90 %	209	2 %	3 %	99 %	3,0 %	2,6 %	22,0 %
926	938	6933	10 %	30 %	80 %	220	2 %	4 %	97 %	3,2 %	2,8 %	24,3 %
907	926	6917	10 %	40 %	70 %	307	2 %	6 %	96 %	4,4 %	3,2 %	27,3 %
902	907	6848	10 %	50 %	60 %	359	3 %	9 %	94 %	5,2 %	3,6 %	31,1 %
873	902	6989	10 %	60 %	50 %	383	3 %	12 %	91 %	5,5 %	3,9 %	36,2 %
816	873	6909	10 %	70 %	40 %	383	3 %	14 %	88 %	5,5 %	4,1 %	43,9 %
570	816	6904	10 %	80 %	30 %	818	6 %	20 %	86 %	11,8 %	5,1 %	56,5 %
36	570	7014	10 %	90 %	20 %	4.164	30 %	50 %	80 %	59,4 %	11,2 %	78,2 %
1	36	7140	10 %	100 %	10 %	6.910	50 %	100 %	50 %	96,8 %	20,0 %	96,8 %
Total		69.486				13.897						

Tabla 7.8: Tabla de Performance Scorecard Few: B - M - Mobs - I

### 7.3.4. Scorecard Lot Modelamiento

KS		ROC		Gini								
39,2		73,7		47,4								
Score		Total				Bad				Bad Rate		
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
942	999	701	10 %	10 %	100 %	43	4 %	4 %	100 %	6,1 %	6,1 %	14,8 %
890	942	701	10 %	20 %	90 %	52	5 %	9 %	96 %	7,4 %	6,8 %	15,7 %
849	890	703	10 %	30 %	80 %	53	5 %	14 %	91 %	7,5 %	7,0 %	16,7 %
786	849	703	10 %	40 %	70 %	57	5 %	20 %	86 %	8,1 %	7,3 %	18,1 %
731	786	703	10 %	50 %	60 %	60	6 %	26 %	80 %	8,5 %	7,5 %	19,7 %
684	731	703	10 %	60 %	50 %	61	6 %	31 %	74 %	8,7 %	7,7 %	21,9 %
612	684	704	10 %	70 %	40 %	66	6 %	38 %	69 %	9,4 %	8,0 %	25,3 %
503	612	704	10 %	80 %	30 %	91	9 %	47 %	62 %	12,9 %	8,6 %	30,6 %
302	503	703	10 %	90 %	20 %	131	13 %	59 %	53 %	18,6 %	9,7 %	39,4 %
1	301	704	10 %	100 %	10 %	423	41 %	100 %	41 %	60,1 %	14,8 %	60,1 %
Total		7.029				1.037						

Tabla 7.9: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M

KS		ROC		Gini								
62,1		84,8		69,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
938	999	1043	10 %	10 %	100 %	60	3 %	3 %	100 %	5,8 %	5,8 %	18,0 %
879	938	1038	10 %	20 %	90 %	62	3 %	6 %	97 %	6,0 %	5,9 %	19,4 %
826	879	1018	10 %	30 %	80 %	62	3 %	10 %	94 %	6,1 %	5,9 %	21,1 %
754	825	1064	10 %	40 %	70 %	67	4 %	13 %	90 %	6,3 %	6,0 %	23,2 %
699	754	1046	10 %	50 %	60 %	67	4 %	17 %	87 %	6,4 %	6,1 %	26,0 %
624	699	1054	10 %	60 %	50 %	69	4 %	21 %	83 %	6,5 %	6,2 %	29,9 %
503	624	1044	10 %	70 %	40 %	102	5 %	26 %	79 %	9,8 %	6,7 %	35,8 %
301	503	1044	10 %	80 %	30 %	137	7 %	33 %	74 %	13,1 %	7,5 %	44,5 %
35	301	1044	10 %	90 %	20 %	370	20 %	53 %	67 %	35,4 %	10,6 %	60,2 %
1	35	1044	10 %	100 %	10 %	888	47 %	100 %	47 %	85,1 %	18,0 %	85,1 %
Total		10.439				1.884						

Tabla 7.10: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I

### 7.3.5. Scorecard Lot Validación

KS		ROC		Gini								
38,8		72,3		44,7								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
940	999	462	10 %	10 %	100 %	31	5 %	5 %	100 %	6,7 %	6,7 %	13,9 %
887	940	463	10 %	20 %	90 %	35	5 %	10 %	95 %	7,6 %	7,1 %	14,7 %
847	887	462	10 %	30 %	80 %	36	6 %	16 %	90 %	7,8 %	7,4 %	15,6 %
783	847	464	10 %	40 %	70 %	37	6 %	22 %	84 %	8,0 %	7,5 %	16,8 %
730	783	463	10 %	50 %	60 %	38	6 %	27 %	78 %	8,2 %	7,6 %	18,2 %
682	730	464	10 %	60 %	50 %	39	6 %	33 %	73 %	8,4 %	7,8 %	20,2 %
616	681	462	10 %	70 %	40 %	40	6 %	40 %	67 %	8,7 %	7,9 %	23,2 %
503	616	463	10 %	80 %	30 %	45	7 %	47 %	60 %	9,7 %	8,1 %	28,0 %
302	503	463	10 %	90 %	20 %	74	11 %	58 %	53 %	16,0 %	9,0 %	37,2 %
1	300	461	10 %	100 %	10 %	270	42 %	100 %	42 %	58,6 %	13,9 %	58,6 %
Total		4.627				645						

Tabla 7.11: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M

KS		ROC		Gini								
64,4		85,5		70,9								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Min	Max	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
935	999	677	10 %	10 %	100 %	37	3 %	3 %	100 %	5,5 %	5,5 %	17,8 %
876	934	702	10 %	20 %	90 %	39	3 %	6 %	97 %	5,6 %	5,5 %	19,1 %
822	876	680	10 %	30 %	80 %	39	3 %	9 %	94 %	5,7 %	5,6 %	20,8 %
751	822	696	10 %	40 %	70 %	42	3 %	13 %	91 %	6,0 %	5,7 %	22,9 %
696	751	708	10 %	50 %	60 %	45	4 %	16 %	87 %	6,4 %	5,8 %	25,7 %
625	696	696	10 %	60 %	50 %	45	4 %	20 %	84 %	6,5 %	5,9 %	29,7 %
503	624	698	10 %	70 %	40 %	56	5 %	25 %	80 %	8,0 %	6,2 %	35,5 %
288	503	694	10 %	80 %	30 %	81	7 %	31 %	75 %	11,7 %	6,9 %	44,7 %
29	287	694	10 %	90 %	20 %	258	21 %	52 %	69 %	37,2 %	10,3 %	61,3 %
1	28	693	10 %	100 %	10 %	592	48 %	100 %	48 %	85,4 %	17,8 %	85,4 %
Total		6.938				1.234						

Tabla 7.12: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I

### 7.3.6. Scorecard Lot Validación Junio 2008

KS	ROC	Gini												
39,1	73,5	46,9												
Score		Total				Bad				Bad Rate				
Min	Max	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum		
941	999	1089	10 %	10 %	100 %	66	4 %	4 %	100 %	6,1 %	6,1 %	13,9 %		
890	941	1086	10 %	20 %	90 %	76	5 %	9 %	96 %	7,0 %	6,5 %	14,8 %		
849	890	1089	10 %	30 %	80 %	78	5 %	15 %	91 %	7,2 %	6,7 %	15,8 %		
784	849	1088	10 %	40 %	70 %	83	5 %	20 %	85 %	7,6 %	7,0 %	17,0 %		
731	784	1087	10 %	50 %	60 %	87	6 %	26 %	80 %	8,0 %	7,2 %	18,6 %		
684	731	1088	10 %	60 %	50 %	89	6 %	32 %	74 %	8,2 %	7,3 %	20,8 %		
615	684	1087	10 %	70 %	40 %	95	6 %	38 %	68 %	8,7 %	7,5 %	24,0 %		
503	615	1085	10 %	80 %	30 %	131	9 %	47 %	62 %	12,1 %	8,1 %	29,1 %		
302	503	1081	10 %	90 %	20 %	191	13 %	59 %	53 %	17,7 %	9,2 %	37,8 %		
1	301	1051	10 %	100 %	10 %	614	41 %	100 %	41 %	58,4 %	13,9 %	58,4 %		
Total		10.831				1.510								

Tabla 7.13: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M

KS	ROC	Gini												
62,1	84,8	69,6												
Score		Total				Bad				Bad Rate				
Min	Max	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum		
935	999	1626	10 %	10 %	100 %	92	3 %	3 %	100 %	5,7 %	5,7 %	17,8 %		
876	934	1618	10 %	20 %	90 %	95	3 %	6 %	97 %	5,9 %	5,8 %	19,1 %		
823	876	1586	10 %	30 %	80 %	95	3 %	10 %	94 %	6,0 %	5,8 %	20,8 %		
751	823	1658	10 %	40 %	70 %	103	4 %	13 %	90 %	6,2 %	5,9 %	22,8 %		
696	751	1630	10 %	50 %	60 %	103	4 %	17 %	87 %	6,3 %	6,0 %	25,7 %		
625	696	1642	10 %	60 %	50 %	106	4 %	21 %	83 %	6,5 %	6,1 %	29,6 %		
502	624	1626	10 %	70 %	40 %	156	5 %	26 %	79 %	9,6 %	6,6 %	35,4 %		
292	502	1627	10 %	80 %	30 %	210	7 %	33 %	74 %	12,9 %	7,4 %	44,1 %		
32	291	1623	10 %	90 %	20 %	567	20 %	53 %	67 %	34,9 %	10,4 %	59,8 %		
1	32	1605	10 %	100 %	10 %	1.362	47 %	100 %	47 %	84,9 %	17,8 %	84,9 %		
Total		16.241				2.889								

Tabla 7.14: Tabla de Performance Scorecard Lot: B - M - Mobs - I

### 7.3.7. Árbol de Decisión Modelamiento

KS	ROC	Gini												
47,7	81,4	62,8												
Score		Total				Bad				Bad Rate				
Ord	Nod	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int #	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum		
1	14	3513	9 %	9 %	100 %	33	1 %	1 %	100 %	0,9 %	0,9 %	9,8 %		
2	13	3514	9 %	18 %	91 %	68	2 %	3 %	99 %	1,9 %	1,4 %	10,7 %		
3	12	6887	17 %	35 %	82 %	199	5 %	8 %	97 %	2,9 %	2,2 %	11,6 %		
4	11	6254	16 %	51 %	65 %	276	7 %	15 %	92 %	4,4 %	2,9 %	13,9 %		
5	10	8937	22 %	73 %	49 %	654	17 %	31 %	85 %	7,3 %	4,2 %	16,9 %		
6	17	976	2 %	76 %	27 %	72	2 %	33 %	69 %	7,4 %	4,3 %	25,0 %		
7	1	979	2 %	78 %	24 %	75	2 %	35 %	67 %	7,7 %	4,4 %	26,7 %		
8	9	2180	5 %	83 %	22 %	203	5 %	40 %	65 %	9,3 %	4,8 %	28,9 %		
9	16	1367	3 %	87 %	17 %	179	5 %	45 %	60 %	13,1 %	5,1 %	35,3 %		
10	15	754	2 %	89 %	13 %	148	4 %	49 %	55 %	19,6 %	5,4 %	41,2 %		
11	6	1638	4 %	93 %	11 %	331	8 %	57 %	51 %	20,2 %	6,0 %	44,8 %		
12	7	1389	3 %	96 %	7 %	633	16 %	74 %	43 %	45,6 %	7,5 %	59,1 %		
13	8	1432	4 %	100 %	4 %	1.035	26 %	100 %	26 %	72,3 %	9,8 %	72,3 %		
Total		39.820				3.906								

Tabla 7.15: Tabla de Performance Árbol: B - M

KS		ROC		Gini								
75,6		92,8		85,6								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	3801	7%	7%	100%	33	0%	0%	100%	0,9%	0,9%	19,2%
2	13	3863	7%	14%	93%	68	1%	1%	100%	1,8%	1,3%	20,5%
3	12	7742	14%	28%	86%	199	2%	3%	99%	2,6%	1,9%	22,0%
4	11	7194	13%	41%	72%	276	3%	5%	97%	3,8%	2,5%	25,8%
5	10	10741	19%	60%	59%	634	6%	11%	95%	5,9%	3,6%	30,7%
6	17	1542	3%	63%	40%	92	1%	12%	89%	6,0%	3,7%	42,8%
7	1	1117	2%	65%	37%	76	1%	13%	88%	6,8%	3,8%	45,6%
8	9	2570	5%	70%	35%	203	2%	15%	87%	7,9%	4,1%	47,9%
9	16	2018	4%	73%	30%	179	2%	17%	85%	8,9%	4,3%	54,1%
10	15	1083	2%	75%	27%	148	1%	18%	83%	13,7%	4,6%	60,3%
11	6	2363	4%	80%	25%	331	3%	21%	82%	14,0%	5,1%	64,0%
12	7	2266	4%	84%	20%	634	6%	27%	79%	28,0%	6,2%	74,6%
13	8	8924	16%	100%	16%	7.712	73%	100%	73%	86,4%	19,2%	86,4%
Total		55.244				10.585						

Tabla 7.16: Tabla de Performance Árbol: B - M - Mobs - I

### 7.3.8. Árbol de Decisión Validación

KS		ROC		Gini								
46,1		81,2		62,4								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	2423	9%	9%	100%	24	1%	1%	100%	1,0%	1,0%	9,1%
2	13	2323	9%	18%	91%	42	2%	3%	99%	1,8%	1,4%	10,0%
3	12	4565	17%	35%	82%	118	5%	8%	97%	2,6%	2,0%	10,9%
4	11	4171	16%	51%	65%	152	6%	14%	92%	3,6%	2,5%	13,1%
5	10	5891	22%	74%	49%	449	19%	33%	86%	7,6%	4,1%	16,2%
6	17	668	3%	76%	26%	53	2%	35%	67%	7,9%	4,2%	23,5%
7	1	637	2%	79%	24%	51	2%	37%	65%	8,0%	4,3%	25,1%
8	9	1438	5%	84%	21%	128	5%	42%	63%	8,9%	4,6%	27,1%
9	16	840	3%	87%	16%	108	4%	47%	58%	12,9%	4,9%	33,4%
10	15	513	2%	89%	13%	83	3%	50%	53%	16,2%	5,1%	38,6%
11	6	1059	4%	93%	11%	201	8%	59%	50%	19,0%	5,7%	42,7%
12	7	886	3%	97%	7%	395	16%	75%	41%	44,6%	7,1%	57,2%
13	8	848	3%	100%	3%	597	25%	100%	25%	70,4%	9,1%	70,4%
Total		26.262				2.401						

Tabla 7.17: Tabla de Performance Árbol: B - M

KS		ROC		Gini								
76,5		93,2		86,3								
Score			Total			Bad			Bad Rate			
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	2583	7%	7%	100%	24	0%	0%	100%	0,9%	0,9%	18,9%
2	13	2575	7%	14%	93%	43	1%	1%	100%	1,7%	1,3%	20,3%
3	12	5175	14%	28%	86%	118	2%	3%	99%	2,3%	1,8%	21,8%
4	11	4820	13%	41%	72%	152	2%	5%	97%	3,2%	2,2%	25,6%
5	10	7112	19%	61%	59%	438	6%	11%	95%	6,2%	3,5%	30,6%
6	17	1006	3%	63%	39%	64	1%	12%	89%	6,4%	3,6%	42,7%
7	1	707	2%	65%	37%	51	1%	13%	88%	7,2%	3,7%	45,5%
8	9	1674	5%	70%	35%	128	2%	15%	87%	7,6%	4,0%	47,6%
9	16	1261	3%	73%	30%	108	2%	16%	85%	8,6%	4,2%	53,7%
10	15	766	2%	75%	27%	83	1%	17%	84%	10,8%	4,4%	59,5%
11	6	1555	4%	80%	25%	201	3%	20%	83%	12,9%	4,8%	63,6%
12	7	1496	4%	84%	20%	395	6%	26%	80%	26,4%	5,9%	74,2%
13	8	5941	16%	100%	16%	5.125	74%	100%	74%	86,3%	18,9%	86,3%
Total		36.671				6.930						

Tabla 7.18: Tabla de Performance Árbol: B - M - Mobs - I



### 7.3.9. Árbol de Decisión Validación Junio 2008

KS	ROC	Gini
47,6	81,4	62,8

Score		Total				Bad				Bad Rate		
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	5442	9%	9%	100%	50	1%	1%	100%	0,9%	0,9%	9,9%
2	13	5448	9%	18%	91%	109	2%	3%	99%	2,0%	1,5%	10,8%
3	12	10679	17%	35%	82%	317	5%	8%	97%	3,0%	2,2%	11,8%
4	11	9692	16%	51%	65%	430	7%	15%	92%	4,4%	2,9%	14,1%
5	10	13849	22%	73%	49%	1.015	17%	31%	85%	7,3%	4,3%	17,1%
6	17	1521	2%	75%	27%	120	2%	33%	69%	7,9%	4,4%	25,3%
7	1	1525	2%	78%	25%	124	2%	35%	67%	8,1%	4,5%	27,0%
8	9	3386	5%	83%	22%	323	5%	41%	65%	9,5%	4,8%	29,2%
9	16	2122	3%	87%	17%	281	5%	45%	59%	13,2%	5,2%	35,7%
10	15	1172	2%	89%	13%	233	4%	49%	55%	19,9%	5,5%	41,5%
11	6	2545	4%	93%	11%	520	8%	57%	51%	20,4%	6,1%	45,2%
12	7	2162	3%	96%	7%	991	16%	74%	43%	45,8%	7,6%	59,4%
13	8	2242	4%	100%	4%	1.627	26%	100%	26%	72,6%	9,9%	72,6%
Total		61.785				6.140						

Tabla 7.19: Tabla de Performance Árbol: B - M

KS	ROC	Gini
75,8	92,9	85,7

Score		Total				Bad				Bad Rate		
Ord	Nod	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int#	Int %	Cum %	Decum %	Int	Cum	Decum
1	14	5881	7%	7%	100%	50	0%	0%	100%	0,9%	0,9%	19,6%
2	13	5980	7%	14%	93%	109	1%	1%	100%	1,8%	1,3%	21,0%
3	12	11982	14%	28%	86%	317	2%	3%	99%	2,6%	2,0%	22,5%
4	11	11124	13%	41%	72%	430	3%	5%	97%	3,9%	2,6%	26,4%
5	10	16606	19%	60%	59%	991	6%	11%	95%	6,0%	3,7%	31,3%
6	17	2377	3%	63%	40%	144	1%	12%	89%	6,1%	3,8%	43,6%
7	1	1736	2%	65%	37%	126	1%	13%	88%	7,3%	3,9%	46,4%
8	9	3980	5%	70%	35%	323	2%	15%	87%	8,1%	4,2%	48,7%
9	16	3114	4%	73%	30%	281	2%	17%	85%	9,0%	4,4%	54,9%
10	15	1673	2%	75%	27%	233	1%	18%	83%	13,9%	4,7%	61,1%
11	6	3650	4%	79%	25%	520	3%	21%	82%	14,2%	5,2%	64,8%
12	7	3499	4%	84%	21%	993	6%	27%	79%	28,4%	6,3%	75,2%
13	8	14125	16%	100%	16%	12.268	73%	100%	73%	86,9%	19,6%	86,9%
Total		85.727				16.785						

Tabla 7.20: Tabla de Performance Árbol : B - M - Mobs - I

## 7.4. Syntaxis Árbol de Clasificación

### 7.4.1. Fórmula

Node 9.

DO IF (SYSMIS(pcalif\_3tc) OR (VALUE(pcalif\_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif\_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif\_24tc) OR (VALUE(pcalif\_24tc) LE 1)) AND (MINTVALCUPO\_TC\_1N LE 250).

COMPUTE nod\_arbol = 9.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 8.

END IF.

Node 10.

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif_24tc) OR (VALUE(pcalif_24tc) LE 1)) AND (SYSMIS(MINTVALCUPO_TC_1N) OR (VALUE(MINTVALCUPO_TC_1N) GT 250 AND VALUE(MINTVALCUPO_TC_1N) LE 699.13)).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 10.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 5.
```

```
END IF.
```

```
Node 11.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif_24tc) OR (VALUE(pcalif_24tc) LE 1)) AND (MINTVALCUPO_TC_1N GT 699.13 AND MINTVALCUPO_TC_1N LE 1198.5).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 11.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 4.
```

```
END IF.
```

```
Node 12.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif_24tc) OR (VALUE(pcalif_24tc) LE 1)) AND (MINTVALCUPO_TC_1N GT 1198.5 AND MINTVALCUPO_TC_1N LE 2990).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 12.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 3.
```

```
END IF.
```

```
Node 13.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif_24tc) OR (VALUE(pcalif_24tc) LE 1)) AND (MINTVALCUPO_TC_1N GT 2990 AND MINTVALCUPO_TC_1N LE 5770).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 13.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 2.
```

```
END IF.
```

```
Node 14.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (SYSMIS(pcalif_24tc) OR (VALUE(pcalif_24tc) LE 1)) AND (MINTVALCUPO_TC_1N GT 5770).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 14.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 1.
```

```
END IF.
```

```
Node 15.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (pcalif_24tc GT 1 AND pcalif_24tc LE 2) AND (MOLD72 LE 33).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 15.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 10.
```

```
END IF.
```

```
Node 16.
```

```
DO IF (SYSMIS(pcalif_3tc) OR (VALUE(pcalif_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif_3tc) LE 1)) AND (pcalif_24tc GT 1 AND pcalif_24tc LE 2) AND (SYSMIS(MOLD72) OR (VALUE(MOLD72) GT 33 AND VALUE(MOLD72) LE 71)).
```

```
COMPUTE nod_arbol = 16.
```

```
COMPUTE nod_arbol_ord = 9.
```

```
END IF.
```

Node 17.

DO IF (SYSMIS(pcalif\_3tc) OR (VALUE(pcalif\_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif\_3tc) LE 1)) AND (pcalif\_24tc GT 1 AND pcalif\_24tc LE 2) AND (MOLD72 GT 71).

COMPUTE nod\_arbol = 17.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 6.

END IF.

Node 6.

DO IF (SYSMIS(pcalif\_3tc) OR (VALUE(pcalif\_3tc) GT 0 AND VALUE(pcalif\_3tc) LE 1)) AND (pcalif\_24tc GT 2).

COMPUTE nod\_arbol = 6.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 11.

END IF.

Node 7.

DO IF (pcalif\_3tc GT 1) AND (rdt\_1a11tc LE 0).

COMPUTE nod\_arbol = 7.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 12.

END IF.

Node 8.

DO IF (pcalif\_3tc GT 1) AND (SYSMIS(rdt\_1a11tc) OR (VALUE(rdt\_1a11tc) GT 0)).

COMPUTE nod\_arbol = 8.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 13.

END IF.

Node 1.

DO IF (pcalif\_3tc LE 0).

COMPUTE nod\_arbol = 1.

COMPUTE nod\_arbol\_ord = 7.

END IF.

## 7.5. Bivariado

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_RDT_1A11TC	0,00	RECuento	59.040	4.607	63.647
		% FILA	92,8 %	7,2 %	100,0 %
		% COLUMNA	98,8 %	73,0 %	96,3 %
		% TOTAL	89,3 %	7,0 %	96,3 %
	1,00	RECuento	735	1.700	2.435
		% FILA	30,2 %	69,8 %	100,0 %
		% COLUMNA	1,2 %	27,0 %	3,7 %
		% TOTAL	1,1 %	2,6 %	3,7 %
TOTAL		RECuento	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.21: Análisis Bivariado: d\_rdt\_1a11tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_RDT3_1A11TC	0,00	RECuento	58.589	4.679	63.268
		% FILA	92,6 %	7,4 %	100,0 %
		% COLUMNA	98,0 %	74,2 %	95,7 %
		% TOTAL	88,7 %	7,1 %	95,7 %
	1,00	RECuento	1.186	1.628	2.814
		% FILA	42,1 %	57,9 %	100,0 %
		% COLUMNA	2,0 %	25,8 %	4,3 %
		% TOTAL	1,8 %	2,5 %	4,3 %
TOTAL		RECuento	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.22: Análisis Bivariado: d\_rdt3\_1a11tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_RTD6_1A11TC	0,00	RECuento	58.059	4.632	62.691
		% FILA	92,6 %	7,4 %	100,0 %
		% COLUMNA	97,1 %	73,4 %	94,9 %
		% TOTAL	87,9 %	7,0 %	94,9 %
	1,00	RECuento	1.716	1.675	3.391
		% FILA	50,6 %	49,4 %	100,0 %
		% COLUMNA	2,9 %	26,6 %	5,1 %
		% TOTAL	2,6 %	2,5 %	5,1 %
TOTAL		RECuento	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.23: Análisis Bivariado: d\_rtd6\_1a11tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_RTD12_1A11TC	0,00	RECUENTO	56.513	4.405	60.918
		% FILA	92,8 %	7,2 %	100,0 %
		% COLUMNA	94,5 %	69,8 %	92,2 %
		% TOTAL	85,5 %	6,7 %	92,2 %
	1,00	RECUENTO	3.262	1.902	5.164
		% FILA	63,2 %	36,8 %	100,0 %
		% COLUMNA	5,5 %	30,2 %	7,8 %
		% TOTAL	4,9 %	2,9 %	7,8 %
TOTAL		RECUENTO	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.24: Análisis Bivariado: d\_rtd12\_1a11tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_RTD24_1A11TC	0,00	RECUENTO	53.578	4.412	57.990
		% FILA	92,4 %	7,6 %	100,0 %
		% COLUMNA	89,6 %	70,0 %	87,8 %
		% TOTAL	81,1 %	6,7 %	87,8 %
	1,00	RECUENTO	6.197	1.895	8.092
		% FILA	76,6 %	23,4 %	100,0 %
		% COLUMNA	10,4 %	30,0 %	12,2 %
		% TOTAL	9,4 %	2,9 %	12,2 %
TOTAL		RECUENTO	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.25: Análisis Bivariado: d\_rtd24\_1a11tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_PORC_DIFF_1TC	0,00	RECUENTO	30.085	2.509	32.594
		% FILA	92,3 %	7,7 %	100,0 %
		% COLUMNA	50,3 %	39,8 %	49,3 %
		% TOTAL	45,5 %	3,8 %	49,3 %
	1,00	RECUENTO	29.690	3.798	33.488
		% FILA	88,7 %	11,3 %	100,0 %
		% COLUMNA	49,7 %	60,2 %	50,7 %
		% TOTAL	44,9 %	5,7 %	50,7 %
TOTAL		RECUENTO	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.26: Análisis Bivariado: d\_porc\_diff\_1tc

			VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		
			BUENO	MALO	TOTAL
D_PCALIF_12TC	0,00	RECUENTO	4.841	1.792	6.633
		% FILA	73,0 %	27,0 %	100,0 %
		% COLUMNA	8,1 %	28,4 %	10,0 %
		% TOTAL	8,1 %	28,4 %	10,0 %
	1,00	RECUENTO	54.934	4.515	59.449
		% FILA	92,4 %	7,6 %	100,0 %
		% COLUMNA	91,9 %	71,6 %	90,0 %
		% TOTAL	83,1 %	6,8 %	90,0 %
TOTAL		RECUENTO	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.27: Análisis Bivariado: d\_pcalif\_12tc

N_CALF_ESICOMRFR	0,00	RECUENTO	VARIABLE DEPENDIENTE ESTRICTA		TOTAL
			BUENO	MALO	
		% FILA	59.231	5.945	65.176
		% COLUMNA	90,9 %	9,1 %	100,0 %
		% TOTAL	99,1 %	94,3 %	98,6 %
		% TOTAL	89,6 %	9,0 %	98,6 %
	1,00	RECUENTO	493	323	816
		% FILA	60,4 %	39,6 %	100,0 %
		% COLUMNA	0,8 %	5,1 %	1,2 %
		% TOTAL	0,7 %	0,5 %	1,2 %
	2,00	RECUENTO	43	35	78
		% FILA	55,1 %	44,9 %	100,0 %
		% COLUMNA	0,1 %	0,6 %	0,1 %
		% TOTAL	0,1 %	0,1 %	0,1 %
	3,00	RECUENTO	7	4	11
		% FILA	63,6 %	36,4 %	100,0 %
		% COLUMNA	0,0 %	0,1 %	0,0 %
		% TOTAL	0,0 %	0,0 %	0,0 %
	4,00	RECUENTO	1	0	1
		% FILA	100,0 %	0,0 %	100,0 %
		% COLUMNA	0,0 %	0,0 %	0,0 %
		% TOTAL	0,0 %	0,0 %	0,0 %
TOTAL		RECUENTO	59.775	6.307	66.082
		% FILA	90,5 %	9,5 %	100,0 %
		% COLUMNA	100,0 %	100,0 %	100,0 %
		% TOTAL	90,5 %	9,5 %	100,0 %

Tabla 7.28: Análisis Bivariado: n\_calf\_esicomrfr

## 7.6. Curvas ROC

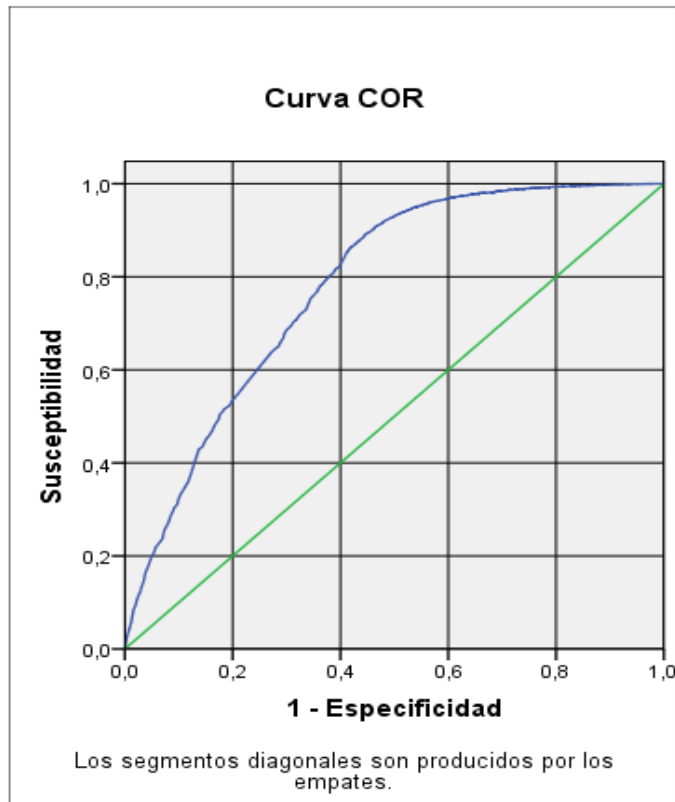
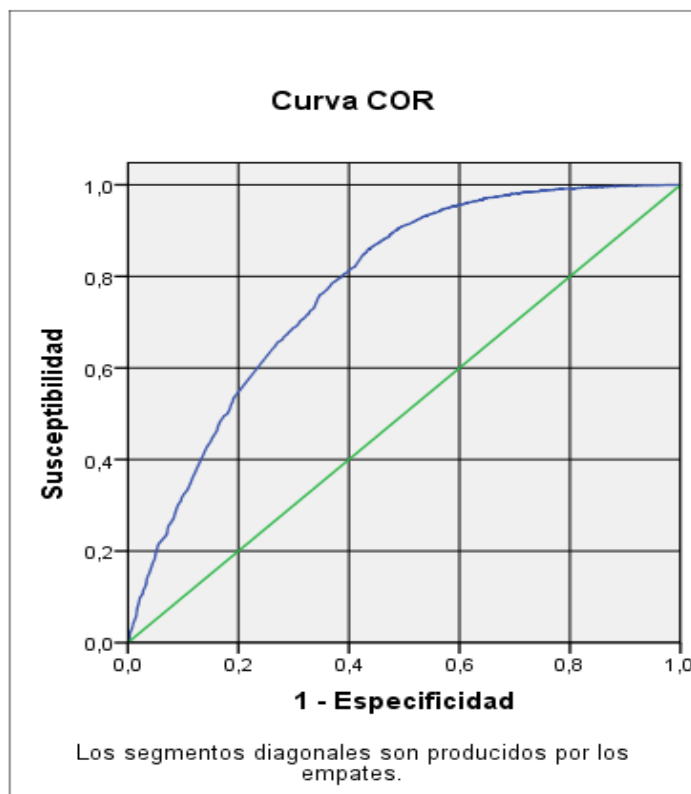


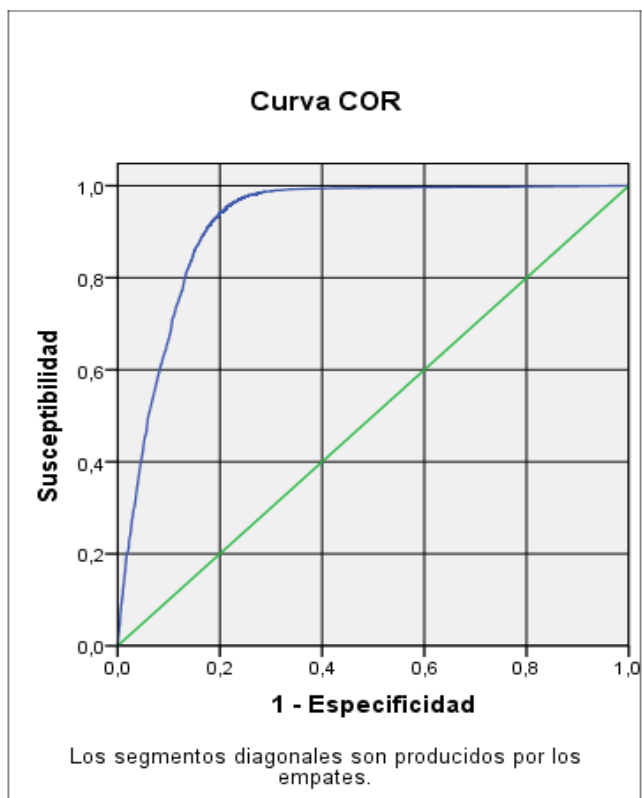
Figura 7.1: Curva ROC Segmento Few Modelamiento Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,779	0,005	0,000	0,769	0,789
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				



**Figura 7.2:** Curva ROC Segmento Few Validación Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,774	0,007	0,000	0,762	0,787
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				

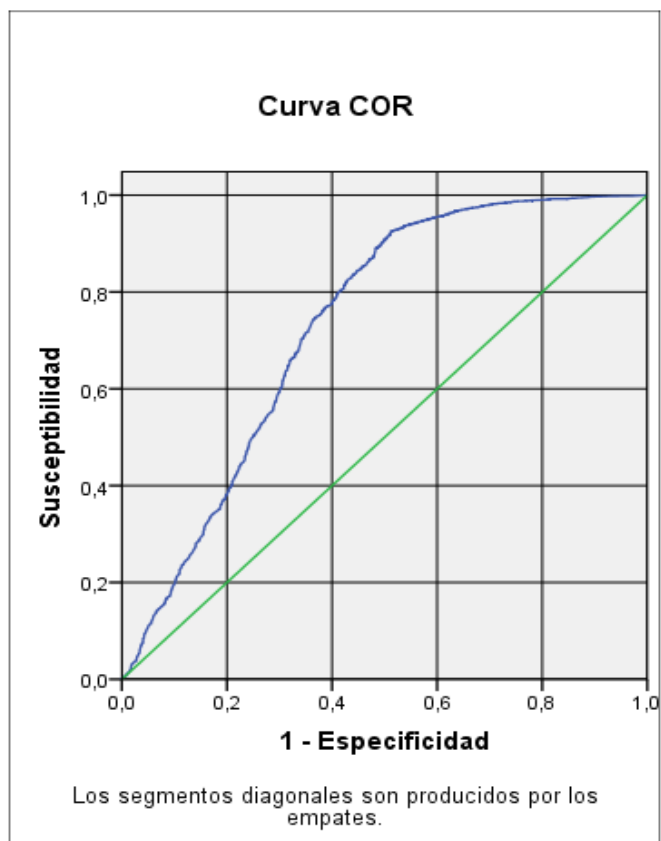


**Figura 7.3:** Curva ROC Segmento Few Validación Población Total

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,918	0,003	0,000	0,913	0,923

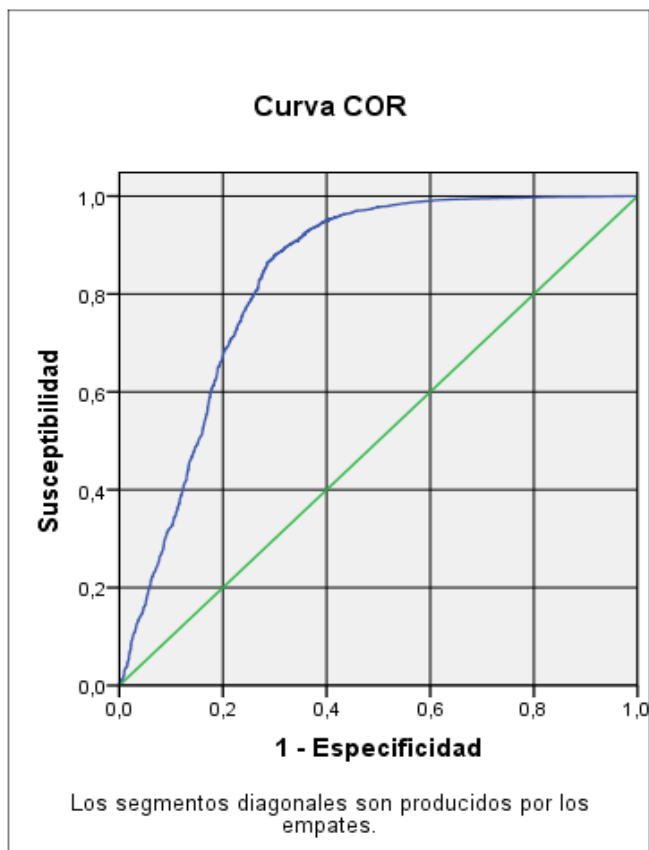
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico  
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5





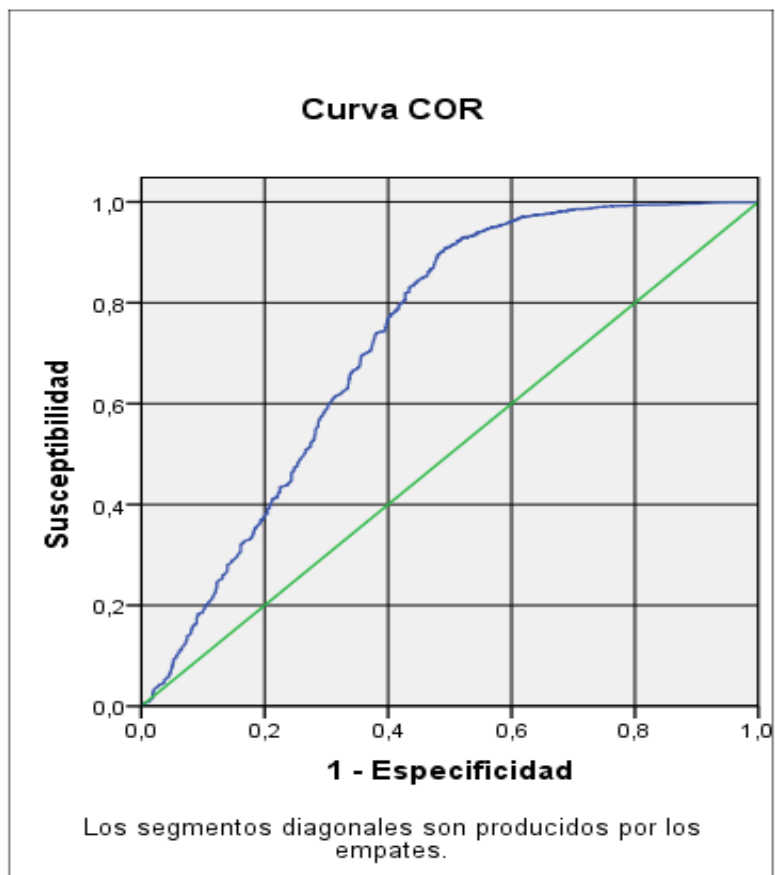
**Figura 7.4:** Curva ROC Segmento Lot Modelamiento Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,732	0,010	0,000	0,712	0,751
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				



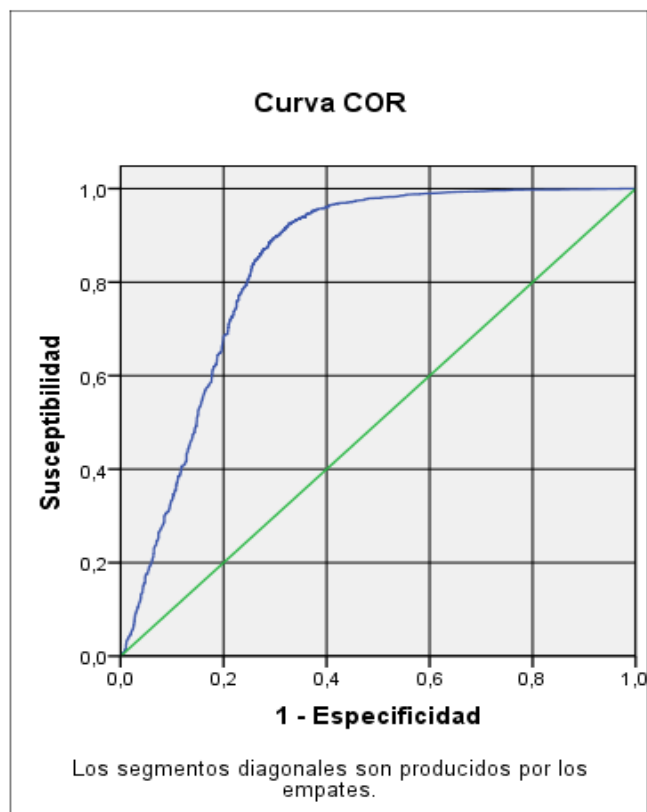
**Figura 7.5:** Curva ROC Segmento Lot Modelamiento Poblacion Total

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,830	0,006	0,000	0,817	0,842
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				



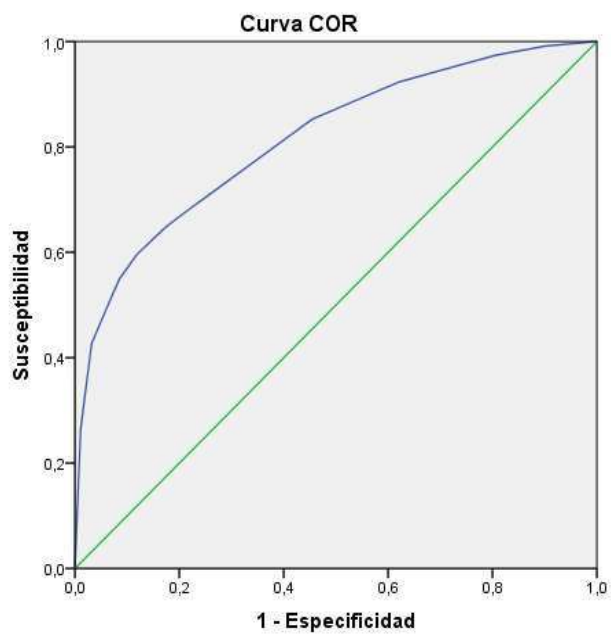
**Figura 7.6:** Curva ROC Segmento Lot Validación Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,726	0,013	0,000	0,701	0,751
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				



**Figura 7.7:** Curva ROC Segmento Lot Validación Poblacion Total

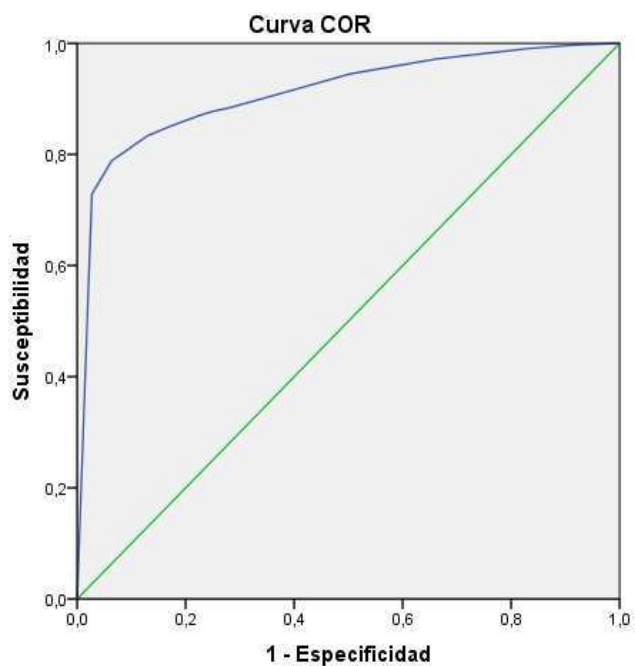
Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,836	0,008	0,000	0,820	0,851
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

**Figura 7.8:** Curva ROC Arbol Modelamiento Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,814	0,004	0,000	0,806	0,822
<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico				
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5				

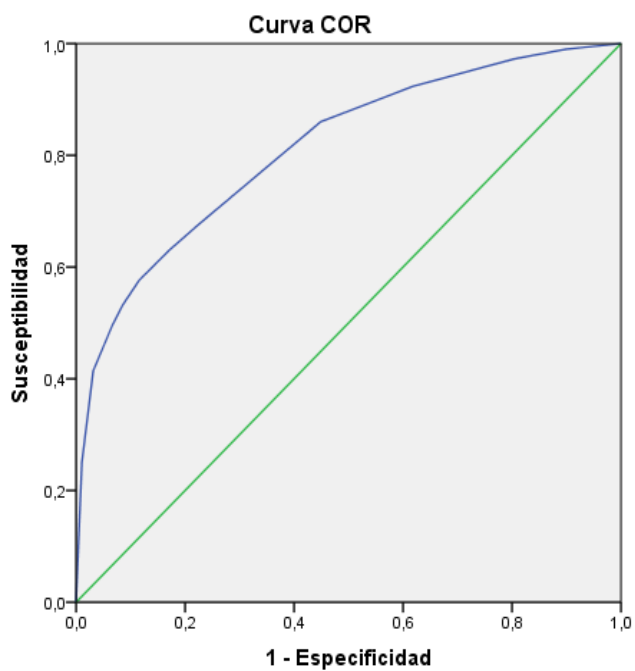


Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

**Figura 7.9:** Curva ROC Arbol Modelamiento Poblacion Total

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,911	0,002	0,000	0,907	0,915

<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico  
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5

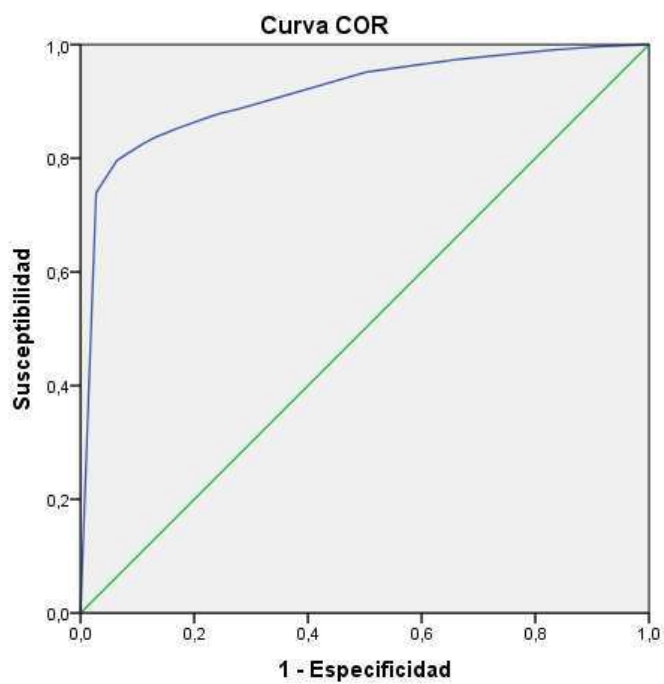


Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

**Figura 7.10:** Curva ROC Arbol Validación Buenos Malos

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,812	0,005	0,000	0,802	0,822

<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico  
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

**Figura 7.11:** Curva ROC Arbol Validación Poblacion Total

Área Bajo la Curva				
Área	Error Tip <sup>a</sup>	Sig. Asintótica <sup>b</sup>	Intervalo de Confianza asintótico al 95 %	
			Límite Inferior	Límite Superior
0,914	0,002	0,000	0,910	0,918

<sup>a</sup> bajo el supuesto no paramétrico  
<sup>b</sup> Hipótesis nula: área verdadera =0,5



# Referencias

- [1] Thomas, L.C., Edelman, D.B, y Crook J.N. 2002. Credit Scoring and Its Applications. Philadelphia. Mark Holmes. *Society for Industrial and Applied Mathematics*. **248**. HG3751.5.T47 .
- [2] Lyn, C.,Edelman, D., y Crook J 2003. Readings in Credit Scoring recent developments, advances, and aims. *Oxford University Press* **321**.
- [3] Boyes, W.J., Hoffman, D.L., and Low, S.A. 1989. An econometric analysis of the bank credit scoring problem. *Journal of Econometrics*, 40, 3-14.
- [4] Johnson, R.W., and Jackson, D.P. 1982. The Role of Credit Scoring in Credit Evaluation. Credit Research Center and Cooperative Extension Service, Purdue University, West Lafayette, IA.
- [5] Biggs, D., De Ville, B. 1991. A method of chossing multiway partitions for classification and decision trees. *J. Appl. Statist.* **18**: 49-62.
- [6] Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., and Stone, C.J. 1984. Classification and Regression Trees, Wadsworth, Belmont, CA.
- [7] Hand, D.J. 1997. Construction and Assessment of Classification Rules. John Wiley, Chichester, U.K.
- [8] Lewis, E.M. 1992. An Introduction to Credit Scoring. Athena Press, San Rafael, CA.
- [9] Lindley, J.K., Rudolph, P., and Selby Jr, E.B. 1989. Credit Card possession and use: Changes over time. *J. Econom. Bussiness*. 127-142.
- [10] Reichert, A.K., Cho, C.C, and Wagner, G.M. 1983. An examination of the conceptual issues involved in developing credit scoring models. *J. Bussiness Econom. Statist.* **1**: 101-114.

- [11] Thomas, L.C. 1998. Methodologies for classifying applicants for credit, in *Statistics in Finance*. Hand, D.J. and Jacka, S.D. eds., Arnold, London. 83-103.
- [12] Weingartner, H.M. 1966. Concepts and utilization of credit scoring techniques. *Banking* **58**: 51-53.
- [13] Dabós, M. Credit Scoring. *Universidad de Belgrano*, 1-5.
- [14] Calvache, D.F. and Carranza, F.H. 2000. Diseño y Elaboración estadística de un sistema de evaluación para la otorgación de crédito de consumo en una institución financiera. Proyecto previo a la obtención del Título de Ingeniero Matemático Mención Estadística, Finanzas y Gestión Empresarial. Escuela Politécnica Nacional. Escuela de Ciencias
- [15] Aldrich, J., Nelson, F. 1984. Linear probability, logit and probit models. *Sage Publications*. California.
- [16] Hosmer, D., Lemeshow, S. 1989. Applied logistic regression. *John Wiley & Sons* New York.
- [17] Bastos, J. 2008. Credit Scoring with boosted decision trees. CEMAPRE, School of Economics and Management. Technical University of Lisbon.
- [18] Katz, J., Salinas, E., and Stephanou, C. October 2009. Credit Rating Agencies: No Easy Regulatory Solutions. *Crisis Response. Public Policy for the Private Sector* **8** The World Bank Group.
- [19] Schreiner, M. 1999. Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia. Center for Social Development Washington University in St. Louis.
- [20] TransUnion. 2007. La importancia del scoring para el crecimiento económico. Chicago. USA
- [21] SPSS. 2007. SPSS Statistics 17.0 Command Syntax Reference. SPSS Inc. Chicago.
- [22] SPSS. 2007. SPSS Regression 17.0. SPSS Inc. Chicago.
- [23] SPSS. 2007. SPSS Decision Trees 17.0. SPSS Inc. Chicago.
- [24] SPSS. 2007. SPSS Algorithms 17.0. SPSS Inc. Chicago.

- [25] Castro, A. 2008. Regresiones con variables cualitativas. Escuela Politecnica Nacional.