

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

FACULTAD DE CIENCIAS

**DESARROLLO DE UN MODELO DE RECUPERACIÓN EN UNA
CARTERA DE CRÉDITO CASTIGADA**

**TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO MATEMÁTICO**

ESTUDIO DE CASOS

ALEXIS FERNANDO ABAD CAMACHO

alexisabad13@hotmail.com

DIRECTOR: ADRIANA UQUILLAS ANDRADE

adriana.uquillas@epn.edu.ec

QUITO, AGOSTO 2018

DECLARACIÓN DE AUTORÍA

Yo, Alexis Fernando Abad Camacho, 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.



Alexis Fernando Abad Camacho

CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Alexis Fernando Abad Camacho bajo mi supervisión.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Adriana Uquillas Andrade', is written over a horizontal line.

Adriana Uquillas Andrade

DIRECTORA

DEDICATORIA

A mi adorada madre Rosa Camacho por su infinito amor, apoyo y consejos en los buenos y malos momentos. Por estar siempre presente y ser en todo momento la mano que me levanta y me acaricia el alma.

A mi hermanita Verónica Abad que pese a todo está allí incondicional. Por ser luz y ejemplo de superación y por aguantarme siempre.

Infinitas gracias por nunca dejarme solo.

AGRADECIMIENTO

Son tantas las personas a las que les debo agradecer, pero quisiera dar gracias especial a mi madrecita Rosa que en todo momento me ha apoyado e incluso arrastrado para no estancarme y a quien amo con toda el alma. A mi hermanita Vero a quien adoro, aunque nos peleemos en todo momento.

A mi directora Adri por su infinita paciencia y la confianza depositada en mí. A mis hermanos de otra sangre Anita, Juan Pablo, y Gandy que, aunque no nos veamos nunca los llevo siempre en mi corazón y sé que puedo confiar en ellos como ellos confían en mí. A Estevan Abad que más que un jefe ha sido un amigo incondicional y sin cuya ayuda (y consejos) este trabajo no se hubiese completado.

A todas las personas que de una u otra manera me han impulsado a llegar a donde estoy y me seguirán empujando hacia adelante.

ÍNDICE DE CONTENIDO

LISTA DE FIGURAS	i
LISTA DE TABLAS	ii
LISTA DE ANEXOS	iii
RESUMEN	iv
<i>ABSTRACT</i>	v
CAPÍTULO 1	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. JUSTIFICACIÓN DEL TRABAJO	5
1.2. OBJETIVO GENERAL	5
1.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	6
CAPÍTULO 2	7
2. METODOLOGÍA	7
2.1. CONSIDERACIONES PRELIMINARES	7
2.1.1. INFORMACIÓN DISPONIBLE	7
2.1.2. SELECCIÓN DE LAS VARIABLES SUSCEPTIBLES	8
2.1.3. LA REGRESIÓN LOGÍSTICA	9
2.1.4. LA REGRESIÓN LOGÍSTICA EN VARIABLE BINARIAS	11
2.1.5. ESTIMACIÓN DE LA REGRESIÓN LOGÍSTICA	14
2.1.5.1. VALIDACIÓN DE LAS ESTIMACIONES	15
2.1.5.1.1. VALIDEZ DE LOS PARÁMETROS	15
2.1.5.1.2. CANTIDAD DE PARÁMETROS	16
2.1.5.1.3. MULTICOLINEALIDAD	16
2.1.5.1.4. ESTABILIDAD POBLACIONAL	17
2.2. CONSTRUCCIÓN DE LA SCORE CARD	18
2.2.1. VALIDACIONES DE LA SCORE CARD	19
2.2.1.1. CURVAS ROC	19
CAPÍTULO 3	22
3. ESTIMACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE OPERACIONES CASTIGADAS	

3.1. DEFINICIÓN DEL UNIVERSO	23
3.2. ELECCIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE	25
3.3. SELECCIÓN DE LA VENTANA TEMPORAL.....	26
3.4. ANÁLISIS DESCRIPTIVO DE LAS VARIABLES	28
3.5. ELECCIÓN DE LAS VARIABLES PREDICTORAS	29
3.6. ESTIMACIÓN DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA.....	31
3.7. ESTIMACIÓN DEL MODELO FINAL	35
3.8. ELABORACIÓN DE LA SCORE CARD	38
3.9. APLICACIÓN DEL BACKTESTING.....	40
CAPÍTULO 4	43
4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	43
4.1. CONCLUSIONES	43
4.2. RECOMENDACIONES.....	44
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	45
ANEXOS	46

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Forma de la Relación Logística entre variables dependiente e independientes	11
Figura 2 – Ejemplos de ajuste en Regresión Logística	12
Figura 3 – Espacio ROC y posibles escenarios	20
Figura 4 – Evolución del porcentaje de buenos	25
Figura 5 – Curva ROC del primero modelo generado	34
Figura 6 – Curva ROC del modelo final	37
Figura 7 – Curva ROC en el grupo de control	40

LISTA DE TABLAS

Tabla 1 – Operaciones totales al inicio de cada asignación	23
Tabla 2 – Proporción de buenos mes a mes y PSI.....	27
Tabla 3 – Variables con valores nulos.....	28
Tabla 4 – Cálculo de WOE e IV para la variables <i>Estado Civil</i>	30
Tabla 5 – Primer modelo generado	32
Tabla 6 – Valores de VIF para el primer modelo generado	34
Tabla 7 – Modelo final para la cartera castigada.....	35
Tabla 8 – Score Card para el modelo.....	39
Tabla 9 – Score Card para el grupo de control.....	41
Tabla 10 – Indicador de Estabilidad Poblacional.....	42

LISTA DE ANEXOS

Anexo I – Variables proporcionadas por la empresa.....	47
Anexo II – Cálculo de WOE e IV para todas las variables.....	48
Anexo III – Categorías susceptibles para el modelo.	73

RESUMEN

Este trabajo de titulación tiene la intención de evaluar el comportamiento de una cartera castigada comprada por la empresa de cobranzas con el fin de recuperar sus valores y se basa en la idea de encontrar y aplicar una escala de puntajes a sus operaciones de acuerdo a su probabilidad de pago. Para ello, se busca aplicar la técnica de Regresión Logística con las variables disponibles en sus bases de datos utilizando las prácticas más comunes en la modelización y validaciones estadísticas correspondientes. Este trabajo permitirá a la empresa clasificar de manera eficiente sus operaciones en función de la medición de su probabilidad de pago en el mes de asignación y llevará a la empresa a manejar estrategias diferenciadas a cada segmento con el fin de reducir sus costos y, en la medida de lo posible, incrementar los ingresos obtenidos en las gestiones de cobranza.

Palabras clave: Regresión Logística. ScoreCard. Cartera Castigada.

ABSTRACT

This Degree Work aims to evaluate the behavior of operations within a punished wallet that were bought by the recovery company, which wants to recover those values and relies in the basic idea of finding, and apply, a scale of score to the operations. In order to do this, we'll apply a Logistic Regression, with the variables at disposal within its data basis using the most common practices in modeling and statistical validations. This work will allow the company to classify, efficiently, punished operations based in the measurement of their probability of payment in a certain month and will lead the company to manage different strategies to each segment, in order to reduce the costs of the operation and, as far as possible, increase the incomes that results of the efforts of recovery.

Keywords: Logistic Regression. ScoreCard. Punished Wallet.

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

Las entidades financieras que funcionan en el país generan operaciones crediticias en función de sus planes de Gestión Integral del Riesgo que busca disminuir (o eliminar) los tipos de riesgo identificados:

ARTÍCULO 2.- Para efectos de la aplicación de este capítulo, se determinan las siguientes definiciones:

2.1. **Riesgo:** Es la posibilidad de que se produzca un hecho generador de pérdidas que afecten el valor económico de las instituciones;

[...]

2.4. **Riesgo de crédito:** Es la posibilidad de pérdida debido al incumplimiento del prestatario o la contraparte en operaciones directas, indirectas o de derivados que conlleva el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas;

2.5. **Riesgo de mercado:** Es la contingencia de que una institución del sistema financiero incurra en pérdidas debido a variaciones en el precio de mercado de un activo financiero, como resultado de las posiciones que mantenga dentro y fuera de balance;

2.6. **Riesgo de tasa de interés:** Es la posibilidad de que las instituciones del sistema financiero asuman pérdidas como consecuencia de movimientos adversos en las tasas de interés pactadas, cuyo efecto dependerá de la estructura de activos, pasivos y contingentes;

2.7. **Riesgo de tipo de cambio:** Es el impacto sobre las utilidades y el patrimonio de la institución controlada por variaciones en el tipo de cambio y cuyo impacto dependerá de

las posiciones netas que mantenga una institución controlada, en cada una de las monedas con las que opera;

2.8. **Riesgo de liquidez:** Es la contingencia de pérdida que se manifiesta por la incapacidad de la institución del sistema financiero para enfrentar una escasez de fondos y cumplir sus obligaciones, y que determina la necesidad de conseguir recursos alternativos, o de realizar activos en condiciones desfavorables;

2.9. **Riesgo operativo:** Es la posibilidad de que se produzcan pérdidas debido a eventos originados en fallas o insuficiencia de procesos, personas, sistemas internos, tecnología, y en la presencia de eventos externos imprevistos. Incluye el riesgo legal pero excluye los riesgos sistémico y de reputación.

Agrupar una variedad de riesgos relacionados con deficiencias de control interno; sistemas, procesos y procedimientos inadecuados; errores humanos y fraudes; fallas en los sistemas informáticos; ocurrencia de eventos externos o internos adversos, es decir, aquellos que afectan la capacidad de la institución para responder por sus compromisos de manera oportuna, o comprometen sus intereses;

2.10. **Riesgo legal:** Es la probabilidad de que una institución del sistema financiero sufra pérdidas directas o indirectas; de que sus activos se encuentren expuestos a situaciones de mayor vulnerabilidad; de que sus pasivos y contingentes puedan verse incrementados más allá de los niveles esperados, o de que el desarrollo de sus operaciones enfrente la eventualidad de ser afectado negativamente, debido a error, negligencia, impericia, imprudencia o dolo, que deriven de la inobservancia, incorrecta o inoportuna aplicación de disposiciones legales o normativas, así como de instrucciones de carácter general o particular emanadas de los organismos de control, dentro de sus respectivas competencias; o, en sentencias o resoluciones jurisdiccionales o administrativas adversas; o de la deficiente redacción de los textos, formalización o ejecución de actos, contratos o transacciones, inclusive distintos a los de su giro ordinario de negocio, o porque los derechos de las partes contratantes no han sido claramente estipuladas;

2.11. **Riesgo de reputación:** Es la posibilidad de afectación del prestigio de una institución del sistema financiero por cualquier evento externo, fallas internas hechas públicas, o al estar involucrada en transacciones o relaciones con negocios ilícitos, que puedan generar pérdidas y ocasionar un deterioro de la situación de la entidad. [1]

El tema que motiva el presente trabajo se encuentra en el Riesgo de Crédito y, en lo expresado en la sección del mismo Libro indicando que cada entidad controlada tiene su propio perfil de riesgo según las características de los mercados en los que opera y de los productos que ofrece; por lo tanto, al no existir un modelo único de administración del riesgo de crédito, cada entidad debe desarrollar su propio esquema. [1]

En lo concerniente a los castigos se debe tomar en cuenta que:

ARTICULO 1. Las instituciones controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros, castigarán obligatoriamente el valor de todo préstamo, descuento o cualquier otra obligación cuyo deudor estuviera en mora tres (3) años, debiendo notificar a la Superintendencia, quien a su vez comunicará el particular al Servicio de Rentas Internas o quien ejerza esas competencias.

Igualmente, las instituciones del sistema financiero castigarán las operaciones de microcrédito y de créditos de consumo concedidos bajo la modalidad de scoring, cuando el deudor estuviere en mora, en una de sus cuotas o dividendos, más de ciento ochenta (180) días, siempre que estuviere provisionado el 100% del riesgo y la operación no haya sido declarada como vinculada [1]

Y en las disposiciones generales señala:

ARTICULO 6.- Las recuperaciones que se originen por concepto de cualquier activo castigado, se registrarán como un ingreso dentro de la cuenta recuperaciones.

ARTICULO 7.- Los documentos materia de préstamos, descuentos u otras obligaciones que fueren castigados, permanecerán en la institución financiera hasta que sean devueltos a los deudores, una vez que hayan cancelado sus deudas, o hasta que haya prescrito la acción judicial de cobro.

ARTICULO 8.- El castigo de la operación no extingue la obligación ni enerva las acciones judiciales de cobro que las instituciones del sistema financiero deberán perseguir hasta agotar todas las instancias que franquea la ley. [1]

De lo expuesto, las operaciones de crédito que superan x días de atraso deben pasar por un proceso de *castigo* que no extingue la deuda, por lo que, las entidades financieras, deben continuar con los esfuerzos para recaudar el capital impago.

Sin embargo, esto implica seguir generando intereses y cargos por cobranza en una cartera con muy poca probabilidad de pago. Es por ello que algunas entidades financieras optan por vender estas operaciones por un valor muy inferior al saldo impago.

Oportunidad de negocio

En la República del Ecuador existen empresas dedicadas a la cobranza cuyo objetivo es brindar el servicio de recordación de pagos, y recuperación de saldos en mora. Algunas de ellas han ampliado su campo de acción y la empresa RECUPERADORA tiene, dentro de sus operaciones, la compra de créditos castigados por entidades financieras.

La ventaja principal de este negocio radica en la adquisición de un portafolio a un precio significativamente menor al de su saldo vigente; pero, ese valor se debe a su baja probabilidad de recuperación.

Es aquí donde la empresa busca una ventaja competitiva al separar las operaciones más rentables de las que no lo son tanto, para focalizar sus esfuerzos en pro de optimizar la rentabilidad de la cartera adquirida.

1.1. Justificación del trabajo

Dados los antecedentes, la Recuperadora busca aplicar modelos estadísticos en la recuperación de su cartera propia, en forma análoga en la que las entidades financieras clasifican a potenciales clientes para el otorgamiento de créditos nuevos.

Se busca adaptar un modelo de scoring para clientes de carteras castigadas tomando como variables explicativas todas aquellas componentes de comportamiento de que dispone la empresa. Dentro de esta búsqueda, se trata de verificar si las variables disponibles son suficientes para generar el modelo deseado o es necesario generar mayor información que permita a la empresa tomar decisiones más acertadas en cuanto a la planificación de sus gestiones mensuales.

También se apunta a trabajar en las bases de datos que maneja la empresa de manera que se estructure un esquema de monitoreo constante de la información, tanto en cantidad, como en calidad. Esto con el fin de tener información relevante para la toma de decisiones de la Recuperadora.

1.2. Objetivo general

El objetivo principal del presente trabajo es encontrar un modelo de clasificación de clientes que le permita, a la empresa, mejorar el uso de sus recursos en cuanto al número de gestiones que se realizan para la recuperación de sus carteras propias.

Lo que se busca es categorizar a los clientes en función de sus probabilidades de efectuar un pago dentro de un mes de asignación lo cual permitirá a la empresa asignar de manera más eficiente sus recursos, enfocando sus esfuerzos a clientes difíciles y relajar el número de gestiones a realizar en clientes con alta probabilidad de recuperación.

1.3. Objetivos específicos

1. Explorar el conjunto de variables disponibles por la empresa para el modelado del comportamiento de las carteras castigadas.
2. Determinar qué variables explican el comportamiento de pago de los clientes que han pasado por un proceso de castigo, es decir, que tienen más de 180 días de mora.
3. Establecer un modelo base para focalizar los esfuerzos de la empresa en la recuperación de carteras castigadas buscando disminuir el número de gestiones telefónicas que realiza.

CAPÍTULO 2

2. METODOLOGÍA

2.1. Consideraciones preliminares

2.1.1. Información disponible

El giro de negocio que maneja la Recuperadora, de nuestro interés, es la compra de carteras castigadas. En este proceso, la Empresa recibe una cantidad de información inicial que es almacenada en las bases de datos y sirven de punto de partida para la gestión de la cartera.

La información mínima que se recibe, correspondiente a la contactabilidad del cliente, sirve para las gestiones de cobranza en su etapa previa al castigo. Pero, normalmente, se almacenan también datos sociodemográficos y de comportamiento de pago que sirven a las Entidades Financieras, tanto para su Gestión Integral de Riesgos como para reportes a las entidades regulatorias y a Burós de Crédito.

Estos datos son enriquecidos con las gestiones de la Recuperadora y se mantienen a disposición de su área de Riesgos para generar indicadores que ayuden a tomar las mejores estrategias para recaudar los valores impagos de las carteras adquiridas. Aquí cabe aclarar que las gestiones sobre la cartera son medidas de forma mensual, por ello, los indicadores son generados con la misma frecuencia, por ejemplo:

- Valor (en USD) recaudado en el mes.
- Número de Gestiones.
- Pago (no pago) en el mes.
- Etc.

Dado que el objetivo de la empresa es recuperar las operaciones, observamos que existen dos variables objetivo que la Recuperadora busca mejorar: el valor cobrado en dólares; y, el número de pagos que tienen las operaciones. De lo revisado con el negocio, el indicador más adecuado para el modelado es el indicador de pago/no pago en un mes de asignación que puede tomar los siguientes valores:

- 1: Si la operación tuvo un pago en el mes de asignación.
- 0: en caso contrario.

A la variable, así generada, la llamaremos, por convención **Indicador de Buenos y Malos (IByM)** y nos servirá de variable objetivo a lo largo del presente trabajo.

2.1.2. Selección de las variables susceptibles

Con la ayuda de la variable objetivo definida, es consecuente seleccionar aquellas variables con mayor probabilidad de ingresar al modelo por su poder predictivo. La primera métrica que nos ayuda en esta tarea es el **Peso de Evidencia** (WOE, por sus siglas en inglés) que es una medida del poder predictivo de una variable independiente en función de la variable dependiente. Si $WOE = 0$, entonces, el conocimiento de esa combinación de atributos no cambia la estimación del estado de Bueno (que marcaremos como 1 en caso de ser positivo). Si el peso de evidencia es grande y positivo, entonces, tener este atributo incrementa la oportunidad de ser Bueno, mientras que si el peso de evidencia es muy negativo, disminuye esa oportunidad. [6]

Se calcula con la fórmula:

$$WOE = \ln \left(\frac{\text{Distribucion de Buenos}}{\text{Distribucion de Malos}} \right) \quad (1)$$

Donde la *Distribución de Buenos* se calcula como la razón entre el número de buenos en las categorías de cada variable¹ y el número de buenos en el total de la población. De manera análoga se tiene la *Distribución de Malos*.

Con la ayuda del WOE se puede construir la métrica Valor de Información (IV por sus siglas en inglés), que nos permite identificar las características que deberían estar en una scorecard. Pese a que el IV puede ser utilizado para decidir qué tan bien discrimina una scorecard –el más alto es el mejor- es también utilizado para decidir si una característica en particular debería estar en la scorecard. [...] Las características con el más alto valor de IV son las elegidas para usar en la scorecard. [6]

Dado el conjunto $i = \{1, 2, \dots, n\}$ de categorías de una variable, el IV se calcula como:

$$IV = \sum_{i=1}^n (\text{Distribucion de Buenos}_i - \text{Distribucion de Malos}_i) * WOE_i \quad (2)$$

2.1.3. La regresión logística

Para el desarrollo del presente trabajo nos apoyamos en la técnica conocida como **Regresión Logística** dado que, junto con el análisis discriminante, es la técnica estadística apropiada cuando la variable dependiente es una variable categórica² (nominal o no métrica) y las variables independientes son variables métricas³ o no métricas. Cuando se compara con el análisis discriminante, la regresión logística está limitada en su forma básica a dos grupos para la variable dependiente, aunque otras formulaciones pueden manejar más

¹ Se debe tomar en cuenta que las variables deben ser categóricas (o estar transformadas a tales).

² Variable Categórica: aquella que puede tomar uno de un número limitado de valores. Sus valores representan una categoría o un grupo de pertenencia. Por ejemplo, la ciudad de residencia de un cliente, su sexo, su religión, etc.

³ Variable Métrica: también llamada *cuantitativa* identifica la cantidad o grado de posesión de una característica. Por ejemplo, la edad de un cliente, su peso, etc.

grupos. Sin embargo, tiene la ventaja de incorporar fácilmente variables no métricas como variables independientes, al igual que en la regresión múltiple. [3]

Esta técnica es utilizada ampliamente en las situaciones donde la variable objetivo toma dos valores posibles, por ejemplo:

- En medicina se ha usado mucho en la certificación en el efecto de medicinas nuevas.
- En el campo del riesgo crediticio es muy común el uso de esta herramienta para la elaboración de scores de originación y de comportamiento.
- En la economía se aprecia su uso en la explicación de casos de éxito entre empresas.
- Incluso se ha observado su aplicación en la búsqueda de factores que afectan las preferencias de sabor en degustación de vinos.

En un sentido práctico, se prefiere utilizar la regresión logística por dos motivos. El primero, para los análisis discriminantes es estrictamente necesario asumir la normalidad multivariante e iguales matrices de varianza-covarianza entre grupos que no se encuentran en muchas situaciones. La regresión logística no enfrenta estas restricciones estrictas y es mucho más robusta cuando no se cumplen, haciendo su aplicación más apropiada en muchas situaciones. El segundo motivo es su similitud con la regresión múltiple. Tiene pruebas estadísticas más sencillas, aproximaciones similares para incorporar variables métricas y no-métricas y efectos no lineales en un rango muy amplio de diagnósticos.

La regresión logística se ajusta de mejor manera a la búsqueda de dos objetivos:

- Identificar las variables independientes que impactan el grupo objetivo en la variable dependiente.
- Establecer un sistema de clasificación basado en el modelo logístico para determinar el grupo objetivo.

2.1.4. La regresión logística en variable binarias

Para poder utilizar correctamente la regresión logística, es importante tomar en cuenta la naturaleza de la variable objetivo. Debido a que la variable dependiente binaria solo tiene los valores de 0 ó 1, el valor a predecir (probabilidad) debe estar limitado para estar dentro del mismo rango. Para definir una relación limitada por 0 y 1, la regresión logística usa la curva logística para representar la relación entre las variables independientes y dependientes (ver Figura 1). En niveles muy bajos de la variable independiente, la probabilidad se acerca a 0, pero nunca la alcanza. Del mismo modo, a medida que aumenta la variable independiente, los valores a predecir aumentan en la curva, pero luego la pendiente comienza a disminuir de modo que en cualquier nivel de la variable independiente, la probabilidad se aproximará a 1, pero nunca la superará. [3]

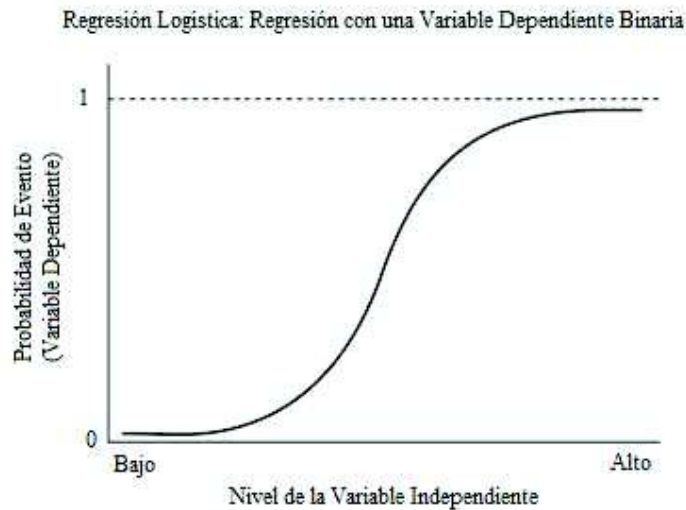


Figura 1 – Forma de la Relación Logística entre variables dependiente e independientes
Fuente: Hair, 2014

Entre las ventajas de la regresión logística se cuenta la falta de requerimiento de una forma específica de distribución de las variables independientes, así, problemas como heterocedasticidad pueden ser descartados. Más aún, no se requieren relaciones lineales entre las variables independientes y dependiente debido a la relación logística, aunque se asume la existencia de linealidad entre las variables independientes y el logaritmo de odss, lo cual se muestra en la fórmula (4).

La regresión logística obtiene su nombre de la **transformación logit** que se usa sobre la variable dependiente, la explicación del nombre la veremos un poco más adelante. Como vimos anteriormente, esta transformación tiene forma de S con el fin de mantenerse dentro del rango de 0 a 1. La Figura 2 nos muestra dos ejemplos de ajuste en una relación logística. El eje de las X representa los valores de probabilidad calculados en base a las variables independientes. El eje de las Y representa los dos valores posibles para la variable dependiente (éxito o fracaso). Los puntos representan las observaciones reales en la muestra seleccionada.

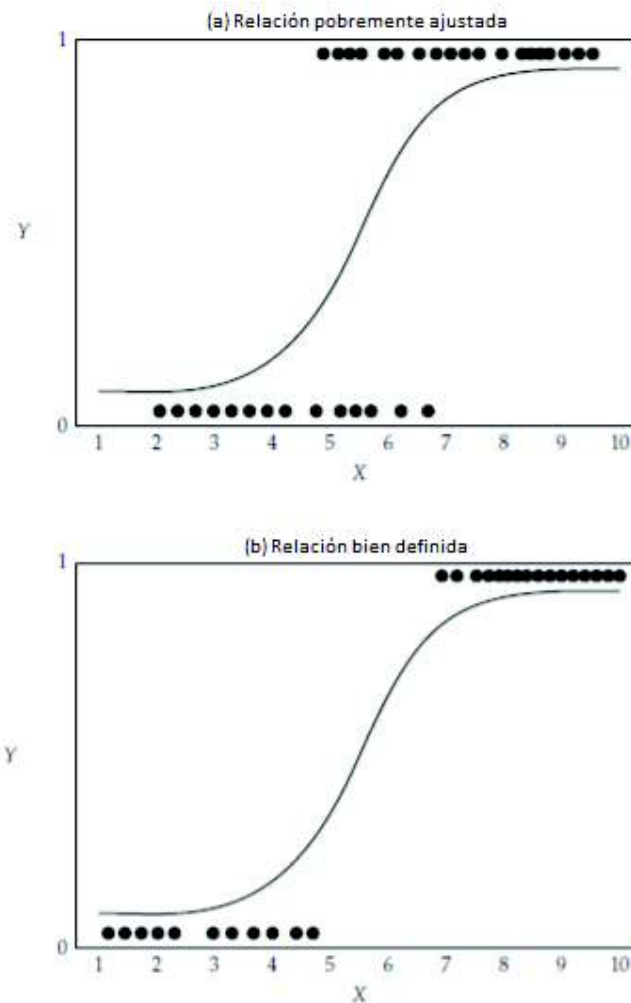


Figura 2 – Ejemplos de ajuste en Regresión Logística
Fuente: Hair, 2014

La parte (a) de la gráfica nos muestra un mal ajuste de la regresión dado que existen puntos de la variable independiente que tienen valores de éxito y fracaso. En la parte (b) vemos una relación bien definida donde, a valores bajos de probabilidad las observaciones se sitúan en la parte de fracaso de la variable dependiente mientras que a valores altos las observaciones se ubica en valores de éxito.

Para una variable de respuesta binaria, usamos **éxito** para notar el resultado de interés, y **fracaso** el resultado contrario. Definimos los **odds** de éxito como:

$$Odds = \frac{Probabilidad_{\text{éxito}}}{Probabilidad_{\text{fracaso}}} \quad (3)$$

Los **odds** estimados, para una respuesta binaria, son igual al número de éxitos dividido para el número de fracasos. [5]

Considerando la forma en S de la Figura 1, las relaciones curvilíneas están descritas por la fórmula:

$$\log \left[\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right] = \alpha + \beta x \quad (4)$$

Esta fórmula usa el logaritmo de los odds, llamado **transformación logística**, o **logit** para acortar. El parámetro α nos indica el valor de la constante y el parámetro β indica si la curva va hacia arriba o hacia abajo a medida que x aumenta. [5]

El modelo de regresión logística puede extenderse para incluir n variables explicativas. En dicho caso, la transformación logística está dada por:

$$\log \left[\frac{P(y = 1)}{1 - P(y = 1)} \right] = \alpha + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n \quad (5)$$

Donde $\{x_1, \dots, x_n\}$ representa el conjunto de las variables independientes predictoras del modelo. De acuerdo al giro del negocio, se decide utilizar variables **dummies** (o **ficticias**) para este conjunto, y representan una categoría singular de una variable, tomando solamente los valores 1 o 0 e indica la presencia, o ausencia, de una característica, respectivamente. Para fines explicativos, es más visual la afectación de un predictor x_n con respecto a una variable x_m . El signo de β_n nos indica si mejora o empeora la probabilidad de éxito y es, por todo lo anterior, que se ha decidido hacer esta categorización en el presente trabajo de titulación.

2.1.5. Estimación de la regresión logística

El método más apropiado para ajustar datos de naturaleza binaria, es el de **máxima verosimilitud**. Para la estimación puntual, Fisher abogó por la estimación de máxima verosimilitud. Este estimado, es el valor del parámetro que es el más consistente con los datos observados, en el siguiente sentido: si el parámetro igualaba ese número (es decir, el valor de la estimación), los datos observados tendrían más posibilidades de ocurrir que si el parámetro igualó a cualquier otro número.

Fisher mostró que, para muestras grandes, los estimadores de máxima verosimilitud tienen tres propiedades deseables:

- Son eficientes, para muestras relativamente grandes: Otros estimadores no tienen errores estándar más pequeños, y no tienden a caer más cerca al parámetro.
- Tienen poco, o ningún, sesgo, con el sesgo disminuyendo a medida que el tamaño de la muestra crece.
- Tienen distribuciones de muestreo aproximadamente normales. [5]

Para estimar el ajuste del modelo se utiliza el valor **-2 log(valor de verosimilitud)** que se representa normalmente como $-2LL^4$. El menor valor de este indicador es cero (0) que corresponde a un ajuste perfecto (i.e., verosimilitud = 1 y $-2LL = 0$), por lo tanto, lo que se busca en la modelización, es encontrar el menor valor posible.

Nos apoyaremos en el paquete estadístico **R** y su función *stepwise* que genera modelos ingresando y retirando variables hasta encontrar la combinación que tiene el menor indicador de $-2LL$. [3]

2.1.5.1. Validación de las estimaciones

Una vez obtenidas las estimaciones para los parámetros $\{\beta_0, \dots, \beta_n\}$ es necesario asegurar que el modelo obtenido es robusto, en sentido estadístico, por lo que es importante revisar varios indicadores de relevancia. A continuación se presentan los que usaremos en este trabajo de titulación.

2.1.5.1.1. Validez de los parámetros

Una vez calculados los parámetros, queremos validarlos con la prueba de hipótesis $H_0: \beta_i = 0$ versus $H_1: \beta_i \neq 0$, que nos muestra la significancia del valor obtenido. Para ello, nos apoyamos del estadístico:

$$z = \frac{\beta_i - \hat{\beta}_i}{\sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_i)}} \quad (6)$$

⁴ Por sus siglas en inglés $-2LL = -2 \log(\text{likelihood})$.

El cual tiene una distribución, aproximadamente igual a la normal de parámetros $\mathcal{N}(0,1)$ y nos ayudará a calcular la probabilidad de cometer el *error tipo I*, es decir, rechazar la hipótesis nula cuando es verdadera. Esta probabilidad es conocida como el **p-valor** y buscamos que esté lo más cercana al cero (0) con un 95% de confianza, para el presente trabajo.

2.1.5.1.2. Cantidad de parámetros

Uno de los objetivos de la Regresión Logística es encontrar el efecto que cada variable ejerce sobre el resultado obtenido, pero otro, bien importante, es tener el menor número de variables explicativas, es decir, manejar solamente aquellas que son relevantes para la explicación del modelo.

El indicador **Criterio de Información de Akaike** (AIC, por sus siglas en inglés) nos ayuda a identificar el exceso de variables explicativas dado que intenta encontrar un modelo para el cual $\{\hat{y}_i\}$ tiende a ser más cercano a $\{E(y_i)\}$ en un sentido promedio. Su fórmula penaliza, a un modelo, por tener más parámetros de los que son útiles para obtener buenas predicciones. El AIC también se escala de tal forma que cuanto menor sea el valor, mejor será el modelo. El "mejor" modelo es el que tiene el AIC más pequeño. Una ventaja de AIC es que también es útil para modelos que asumen distribuciones no-normales para y , en cuyo caso, una suma de errores al cuadrado podría no ser un resumen útil. [5]

2.1.5.1.3. Multicolinealidad

El indicador AIC nos ayuda a controlar el número de variables explicativas, sin embargo, podríamos caer en un escenario de *Multicolinealidad* donde cada variable puede ser casi redundante, en el sentido de que puede predecirse bien utilizando las otras. Si hacemos una regresión de una variable explicativa sobre las otras y obtenemos un gran valor de R^2 , esto sugiere que puede no necesitarse en el modelo una vez que los demás estén allí. [5]

Si bien, esta condición no afecta negativamente a todos los aspectos de la regresión, nos hace difícil identificar los efectos parciales de las variables explicativas. Por esto, se ha decidido que lo mejor es identificar, y separar del modelo, aquellas variables que presentan multicolinealidad. Para ello utilizaremos el **Factor de Inflación de Varianza** (VIF, por sus siglas en inglés) que se define como la cantidad $1/(1 - R_j^2)$ y representa el incremento multiplicativo en la varianza (error estándar cuadrado) del estimador, debido a que x_j está correlacionado con los otros predictores.

Cuando alguno de los R_j^2 -valores de la regresión de cada variable explicativa en las otras variables explicativas del modelo es cercana a 1, digamos por ejemplo 0.9, la multicolinealidad existe. Por ejemplo, si $R_j^2 > 0.9$, entonces $VIF > 10$ para el efecto de ese predictor. Esto es, la varianza de la estimación de β_j aumenta por un factor de más de 10. El error estándar incrementa por un factor de más de $\sqrt{10} = 3.2$, comparado con el error estándar para predictores no relacionados. [5]

De lo anterior, podemos ver que el valor máximo sugerido, para el indicador VIF de una variable, debería ser 10. Cualquier valor superior indica que esa variable ya está explicada por el resto de variables explicativas dentro del modelo y podemos eliminar la del valor alto sin afectar la regresión.

2.1.5.1.4. Estabilidad poblacional

Dado que se puede disponer de mucha información, es importante, la selección de las ventanas temporales, tanto para el modelado como para una muestra de control. Una manera de hacer una validación del modelo es el método *holdout* que implica retener una muestra de la población a la que, posteriormente, se le aplicarán los resultados obtenidos en la modelación.

El indicador que nos ayuda a revisar cambios de comportamiento entre una muestra y otra, es el **Indicador de Estabilidad Poblacional** (PSI, por sus siglas en inglés) expuesto por Anderson [2] y definido como:

$$PSI = \sum_{i=1}^n (O_i - E_i) * \ln\left(\frac{O_i}{E_i}\right) \quad (7)$$

Donde,

PSI: Es el indicador de estabilidad poblacional y un valor aceptable es menor a 10%. Cualquier valor superior nos indica un cambio significativo en el comportamiento de la población.

O_i : Es el valor observado de la variable objetivo en la variable i .

E_i : Es el valor esperado de la variable objetivo en la variable i .

2.2. Construcción de la Score Card

Gracias al aporte de la Regresión Logística, estamos en capacidad de generar calificaciones para todos los casos que se presentan en el universo de datos. Sabemos que el puntaje obtenido para cada caso calculado, caerá entre 0 y 1, por la manera en que se trabaja la Regresión Logística.

Para hacer más gráfica la distribución de los casos, se decide multiplicar la probabilidad obtenida en la regresión por el valor 1.000, de manera que, los nuevos puntajes tendrán ese límite máximo y podrán crearse categorizaciones.

Para el presente trabajo se define crear las categorías tomando quintiles en relación a la cantidad de casos que se tienen pues nos permite trabajar con segmentos de igual participación. Se podrían tomar otras técnicas de agrupamiento como k-medias o árboles de decisión, lo cual podría hacerse en futuros desarrollos.

2.2.1. Validaciones de la Score Card

2.2.1.1. Curvas ROC

Una de las maneras de verificar, o medir, la bondad de ajuste de un modelo nace del estudio de las **curvas ROC** (acrónimo de Receiver Operating Characteristic) que nació en la Segunda Guerra Mundial como una técnica para detectar correctamente los aparatos japoneses a partir de sus señales de radar. La curva es una representación gráfica de la sensibilidad⁵ frente a la especificidad⁶ y está ampliamente utilizada en diferentes áreas. Para graficarla es necesario ordenar los valores en función de la probabilidad obtenida con el modelo a validar.

En la Figura 3 se muestra el espacio en el cuál se grafican las curvas ROC y haremos una explicación de las características mostradas:

- El eje X representa el valor 1-Especificidad y es igual a 1 menos la capacidad del modelo de clasificar como malo a los que realmente son malos.
- El eje Y representa el valor de la Sensibilidad que es la capacidad del modelo de clasificar como buenos a los que realmente son buenos.
- La línea diagonal representa una clasificación totalmente aleatoria y se conoce como la **línea de no discriminación**. Al dibujar la curva, ésta pasaría por el punto B.
- En el caso de una clasificación perfecta, la curva ROC pasaría por el punto **1**.
- En el caso de una muy buena clasificación la curva pasaría por el punto **C'**.

⁵ También conocida como razón de verdaderos positivos. Se calcula como la razón entre los valores bien estimados como positivos y los realmente positivos.

⁶ También conocida como razón de falsos positivos. Se calcula como la razón entre los valores bien estimados como negativos y los realmente negativos.

- En el caso de una clasificación no tan buena la curva pasaría por el punto **A**.
- Finalmente, en una clasificación muy mala la curva pasaría por el punto **C**.

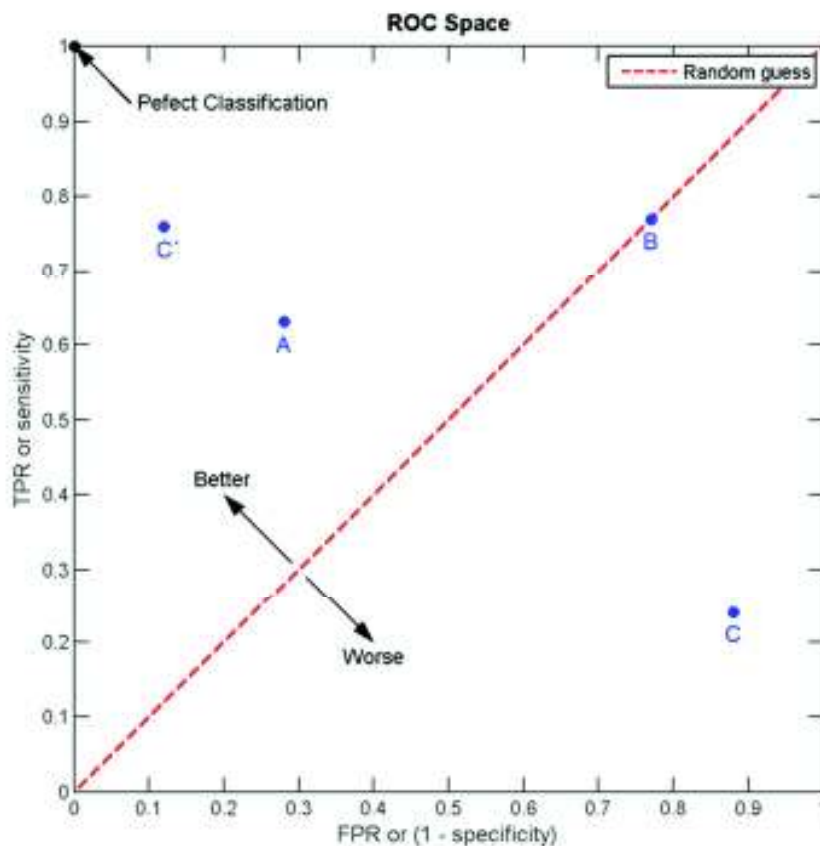


Figura 3 – Espacio ROC y posibles escenarios

Fuente: Wikipedia

El uso de la curva ROC no es meramente gráfico y el indicador más usado (que se desprende de la curva) es el **Área Bajo la Curva** (AUC por sus siglas en inglés) que se puede interpretar como la probabilidad de que un modelo clasificador ordene positivamente a un verdadero positivo.

Con la ayuda del indicador AUC podremos calcular, también, el **Indicador de Gini** de acuerdo a la fórmula (8). Este indicador fue creado como un medidor de la desigualdad en los ingresos de cada país. Puede tomar valores entre 0 y 1 donde 0 es la perfecta igualdad

(todos tienen los mismos ingresos) y el valor 1 es la perfecta desigualdad (una persona tiene todos los ingresos y los demás ninguno).

$$Gini = 2 * AUC - 1 \quad (8)$$

A mayor valor del indicador de Gini mayor es la desigualdad y, en el caso de los modelos de clasificación, lo que buscamos es, precisamente, tener mayores valores que nos indicará que el modelo funciona bastante bien.

Finalmente, con la ayuda del orden realizado para graficar la curva ROC podemos calcular el indicador Kolmogorov-Smirnov (**K-S**) con la fórmula:

$$K - S = \max_i |S(x_i) - E(x_i)| \quad (9)$$

Donde:

$S(x_i)$ es el valor de la sensibilidad en el valor de x_i .

$E(x_i)$ es el valor de 1-especificidad en el valor de x_i .

Así definido, el valor de K-S nos da una medida de qué tan alejados están los valores de Buenos acumulados y los Malos acumulados y el objetivo de los modelos es tener el mayor valor posible.

CAPÍTULO 3

3. ESTIMACIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE OPERACIONES CASTIGADAS

Como punto de partida para la modelización, se debe considerar que la empresa compra carteras castigadas y recibe cierta cantidad de información sobre las operaciones. No necesariamente se conocen todas las variables deseadas, ya sea porque la empresa vendedora no dispone de la información, o no la comparte en el momento de la compra.

Esto conlleva un proceso de reconstrucción de la información faltante, que resulta interesante en el sentido de convertir a la empresa, compradora de la cartera, en una administradora de información lo cual le permitirá generar modelos nuevos, no solo para sus carteras propias, sino para otras carteras creando la oportunidad de ofrecer nuevos servicios a sus contratantes de carteras vigentes.

Una vez considerado lo anterior, se buscará generar un modelo de regresión logística binaria para lo cual se tomarán las siguientes consideraciones:

- Revisión de toda la información disponible por la empresa en cuanto a sus carteras compradas.
- Elección de una variable objetivo (dicotómica) que nos permita generar una probabilidad de éxito o fracaso.
- Selección de una ventana temporal adecuada para el desarrollo del modelo.
- Estimación del poder predictivo de las variables disponibles en función de la variable objetivo escogida.
- Modelización del comportamiento de las operaciones castigadas a través de un modelo de regresión logística.

- Valoración del modelo en función de indicadores estadísticos adecuados y la aplicación de puntajes a una muestra que será el back-testing.

Acorde a esta definición, se solicita a la Empresa la entrega de toda la información disponible con respecto a estas operaciones, incluyendo la información del comportamiento de las mismas. Una novedad importante en este sentido es que el manejo de todos los datos se hace de forma manual y no se llevan bases de datos estructuradas (o *Data Warehouse* en inglés) que ayudaría de forma significativa el manejo de indicadores y reportes.

Pese a lo anterior, se logra consolidar la información de manera que se puede continuar con el desarrollo del modelo.

3.1. Definición del universo

La Empresa de este estudio, comenzó las compras de cartera en agosto de 2015 y ha venido realizándolas de forma mensual hasta enero de 2017, de manera que su portafolio ha incrementado considerablemente como puede apreciarse en la Tabla 1.

Tabla 1 – Operaciones totales al inicio de cada asignación

Mes de asignación	Número de operaciones
ago-2015	7.482
sep-2015	8.502
oct-2015	9.578
nov-2015	10.829
dic-2015	11.926
ene-2016	13.113
feb-2016	14.174
mar-2016	14.917
abr-2016	16.629
may-2016	18.179
jun-2016	20.702
jul-2016	22.522
ago-2016	23.011
sep-2016	24.573
oct-2016	25.918
nov-2016	27.237
dic-2016	28.510

Mes de asignación	Número de operaciones
ene-2017	29.939
feb-2017	29.771
mar-2017	29.662
abr-2017	29.455
may-2017	29.176

De esta manera comienza el proceso de recuperación de las operaciones por medio de gestiones de cobranza telefónica que se manejan con asignaciones mensuales, es decir, al inicio de cada mes, los operadores telefónicos reciben todas las operaciones para contactar a los clientes y lograr la recuperación de la cartera. Aquí es importante notar que una clasificación de las operaciones debería hacerse junto con esta carga de cartera a los gestores de manera que puedan distinguir los créditos que tendrán mayor o menor posibilidad de recuperación en el mes de gestión.

Adicional a la información de contactabilidad de cada operación, la empresa cuenta con información relevante sobre el origen de la operación y el comportamiento de la misma. Esta data puede ser clasificada en los siguientes grupos:

1. Información descriptiva de la operación que corresponde a data inherente al crédito comprado por la empresa como por ejemplo la fecha de desembolso, fecha de castigo, etc.
2. Información del cliente que contiene información sobre el propietario de la deuda e. g. edad a la asignación, estado civil, etc.
3. Información de comportamiento de pago que muestra el desenvolvimiento de las operaciones una vez que pasaron por el proceso de castigo.

En el Anexo I se muestra el listado de las 32 variables proporcionadas por la empresa y que se encuentran disponibles junto con una breve descripción de cada una de ellas.

3.2. Elección de la variable dependiente

Tomemos en cuenta la naturaleza de la cartera que estamos estudiando. Sabemos que son operaciones castigadas adquiridas por la empresa con el único fin de recuperar la mayor cantidad de capital posible, por lo tanto, definiremos la variable *Indicador de Buenos y Malos (IByM)*, que describirá el comportamiento de las operaciones, como:

$$IByM = \begin{cases} 1, & \text{Si el cliente presentó pago en el mes} \\ 0, & \text{Caso contrario} \end{cases} \quad (10)$$

Esta variable nos permite identificar el comportamiento de la cartera en los meses de asignación. La Figura 4 muestra la evolución y tendencia del porcentaje de buenos en cada asignación con respecto al total de operaciones.

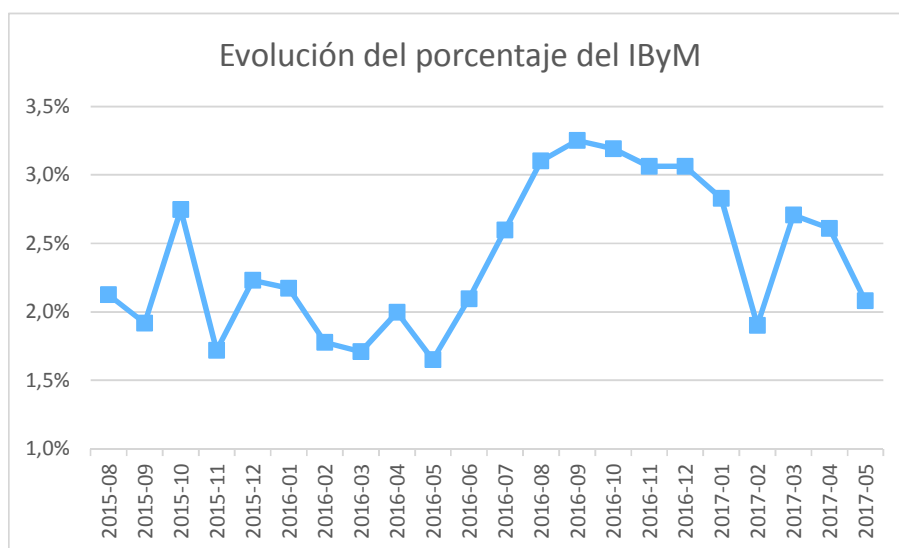


Figura 4 – Evolución del porcentaje de buenos
Elaboración: Alexis Abad

Vemos que el porcentaje de recuperación se mantiene en el rango de 1,5% a 3,5% con una leve tendencia a la baja en los últimos meses.

3.3. Selección de la ventana temporal

Al establecer la ventana temporal para la modelación lo que se busca es tener la mayor representatividad posible por lo que se decide tomar en cuenta los siguientes aspectos:

- a. Consideraremos cada mes de asignación como una población independiente.
- b. Se busca tener la mayor cantidad de operaciones posibles por lo que no dejaremos por fuera ninguna de ellas en los meses seleccionados.
- c. Los primeros meses tienen menor cantidad de operaciones por lo que es probable que no sean tomados en cuenta para la modelización.
- d. Queremos tomar la historia más reciente para ajustar, de la mejor manera, la realidad actual de la cartera castigada.
- e. Dejaremos el último mes para aplicar el back testing al modelo obtenido con la información anterior.
- f. Tomaremos muy en cuenta la experiencia de la empresa en cuanto a la recuperación de la cartera, y el manejo de los datos, de manera que se tenga continuidad al momento de implementar el modelo obtenido.

Conciliando los puntos anteriores procedemos a escoger la ventana temporal, teniendo como resultado la siguiente definición:

Meses para modelo: agosto de 2016 hasta abril de 2017 con un total de 291.300 operaciones.

Mes para back testing: mayo de 2017 con un total de 29.176 operaciones.

Para confirmar que la ventana de backtesting es coherente con la elección de la ventana de la modelización, nos apoyaremos en el Indicador de Estabilidad Poblacional (PSI), definido

con anterioridad en la Fórmula (7), y relacionando la proporción de buenos de todos los meses de modelado (2.76%), podemos ver que la ventana del backtesting está correctamente elegida. Para el caso de la asignación de junio, el PSI se calcula como:

$$PSI_{jun-16} = (2.1\% - 2.76\%) * \ln\left(\frac{2.1\%}{2.76\%}\right) = 0.18\% \quad (11)$$

Y el resto de indicadores se calcula de la misma manera. En la Tabla 2 se muestran los valores de la proporción de buenos y malos en los meses escogidos para modelado y backtesting.

Tabla 2 – Proporción de buenos mes a mes y PSI

Mes de asignación	Proporción de Buenos	PSI
jun-2016	2,1%	0,18%
jul-2016	2,6%	0,01%
ago-2016	3,1%	0,04%
sep-2016	3,3%	0,08%
oct-2016	3,2%	0,06%
nov-2016	3,1%	0,03%
dic-2016	3,1%	0,03%
ene-2017	2,8%	0,00%
feb-2017	1,9%	0,32%
mar-2017	2,7%	0,00%
abr-2017	2,6%	0,01%
may-2017	2,1%	0,19%

Como se puede apreciar, los meses entre junio de 2016 y abril de 2017 mantienen un comportamiento similar y sus indicadores de estabilidad poblacional no superan el 0,32% por lo que es una buena población para proceder a modelar. Así mismo, constatamos que el mes de mayo tiene valores similares por lo que nos servirá para constatar el funcionamiento del modelo obtenido.

3.4. Análisis descriptivo de las variables

En esta parte buscaremos determinar las variables que deberían ser descartadas por tener información que no sea de ayuda para la modelización.

Consideremos en primer lugar que la empresa nos proporciona la información a su disposición pero no necesariamente sus bases están completas al 100%. Tomaremos en consideración la participación de los valores nulos de manera que no sea un factor determinante y en la tabla 3 se muestran las variables que tienen valores perdidos y su proporción.

Tabla 3 – Variables con valores nulos

Variable	Descripción	Cantidad Nulos	Participación
Canal Venta	Canal de venta de origen	182	0,06%
Artículo	Bien vendido en la operación de crédito	3.953	1,36%
Valor de Cuota	Monto de pago mensual acordado con el deudor	182	0,06%
Plazo	Número de pagos pactado con el cliente	182	0,06%
Cuota Castigo	Número de la primera cuota impaga cuando se castigó	191	0,07%
Score	Calificación de la operación proveída por la vendedora al momento del castigo	3.953	1,36%
Estado Civil	Estado civil del cliente	188	0,06%
Tipo Cliente	Categoría del cliente cuando se desembolsó la operación (Cliente, No Cliente)	182	0,06%
Segmento	Calificación del cliente en el momento del desembolso (A, B, C, D, E, etc.)	182	0,06%
Meses Creación	Número de meses desde el desembolso	221	0,08%
Edad Cliente	Edad del cliente en el mes de asignación	188	0,06%

Como podemos ver, solamente las variables **Artículo** y **Score** muestran un porcentaje de nulos superior al 1% y de acuerdo a Hair [3], todas las variables que tengan menos del 10% de valores vacíos (o perdidos), son válidas para ser consideradas dentro del modelado.

3.5. Elección de las variables predictoras

Una vez que hemos comprobado la validez de las variables a disposición, vamos a hacer la selección de aquellas que tengan la mayor probabilidad de describir el comportamiento de la cartera en función de la distribución del porcentaje de buenos y malos.

Acorde con el giro del negocio, como ya se mencionó en la parte inicial, se define manejar variables dummies. Para ello, consideremos el siguiente proceso por cada tipo de variable:

- *Variables cualitativas*: Para este tipo de variables, supongamos por ejemplo, que trabajamos con la variable *Sexo*, entonces, las categorías son los mismo valores posibles, es decir, tendremos las categorías {*Hombre, Mujer*}.

- *Variables cuantitativas*: En este caso debemos considerar que las variables pueden ser discretas o continuas, en cada caso veamos la manera de categorizarlas:
 - o *Variables continuas*: Al tener una cantidad elevada de posibles valores, lo más conveniente es generar categorías haciendo agrupaciones. Tomemos como ejemplo la variable *Saldo*. Sabemos que podemos tener muchos valores pero podemos generar agrupaciones de la siguiente manera:
 - *Categoría 1*: Entre 0 y 100.
 - *Categoría 2*: Entre 100,01 y 200.
 - *Categoría 3*: Entre 200,01 y 300,
 - Etc.

Una manera de no sesgar esta agrupación puede ser tomar percentiles de manera que tengamos categorías con pesos cercanos. Otro criterio puede ser utilizar fracciones del rango total. Para el presente trabajo se utilizó este último ya que la Empresa maneja esta separación.

- o *Variables discretas*: Al tomar valores discretos, podemos tomar cada valor como categoría. Por ejemplo, las variables dicotómicas pueden tener sus categorías iguales a sus valores posibles. Si trabajamos con variables que tienen muchos valores posibles, se puede trabajar de la misma manera que con variables continuas, esto es, agrupando valores.

Una vez calculado lo anterior, nos vamos a apoyar en el cálculo del indicador Peso de Evidencia (WOE) definido por la fórmula (1) y el IV con la fórmula (2). Adicionalmente, nos ayudaremos del indicador **%REF** que nos permite ver qué tan alejado está el porcentaje de Buenos en una categoría con respecto al porcentaje de Buenos de la población en general. Se calcula como:

$$\%REF = \frac{\%_{Buenos_{general}} - \%_{Buenos_{en\ la\ caracteristica}}}{\%_{Buenos_{general}}} \quad (12)$$

La Tabla 4 muestra un ejemplo del cálculo de estos indicadores para la variable *Estado Civil* y en el Anexo II se muestra el cálculo para todas las variables.

Tabla 4 – Cálculo de WOE e IV para las variables *Estado Civil*

Estado_Civil	Buenos	%Buenos	Malos	%Malos	Total	% REF	%Participación	WOE	InformationValue
CASADO	2.539	3,7%	65.236	96,3%	67.775	35,5%	23,3%	31,4%	13,4%
DIVORCIADO	344	1,5%	22.286	98,5%	22.630	-45,0%	7,8%	-61,1%	
SOLTERO	5.078	2,6%	193.626	97,4%	198.704	-7,5%	68,2%	-8,0%	
UNION LIBRE		0,0%	40	100,0%	40	-100,0%	0,0%	-83,4%	
VIUDO	79	4,0%	1.884	96,0%	1.963	45,6%	0,7%	38,9%	
Null	11	5,9%	177	94,1%	188	111,7%	0,1%	78,2%	
Total	8.051	2,8%	283.249	97,2%	291.300				

Una vez estudiadas todas las variables, se procede a elegir aquellas categorías que podrían entrar en el modelo de regresión logística en base a los siguientes parámetros:

- Su participación en el total sea de por lo menos un 5% pues nos asegura que la categoría tiene representatividad en el modelo.
- Su participación en el total no supere el 50% ya que estaríamos viendo una categoría cuyo valor contiene a la mayoría y buscamos no tener concentraciones.

- c) Su indicador **%REF** sea superior al 15%, en valor absoluto, ya que estas categorías señalan un comportamiento fuera de la media, y por ende, arrastran la probabilidad hacia el 1 (éxito) o 0 (fracaso).
- d) Si el signo del indicador **%REF** es positivo (+) consideraremos a la variable como premio y lo denominaremos con el nombre PX_i . En caso contrario lo consideraremos castigo de nombre CX_i . Siendo $X_i = \{1, 2, \dots, n\}$ con n variables susceptibles de entrar al modelo. Esto nos facilitará la revisión visual al momento de tener las estimaciones ya que su interpretación será más intuitiva.

Con la ayuda de los criterios ya indicados seleccionamos 66 categorías que ingresarán al modelo para generar una regresión logística adecuada. El Anexo III muestra la descripción de todas ellas. Con estos antecedentes procedemos a la estimación de los coeficientes de la Regresión Logística.

3.6. Estimación del modelo de Regresión Logística

Para nuestro modelo lo que buscamos es determinar los valores de $\{b_0, b_1, \dots, b_{66}\}$ tales que, se cumpla:

$$\ln\left(\frac{\text{Prob}(IByM = 1)}{1 - \text{Prob}(IByM = 1)}\right) = b_0 + b_1P1 + b_2P2 + \dots + b_{66}C66 \quad (13)$$

Y para ello aplicaremos la metodología *Stepwise* explicada por Hair [3] que consiste en agregar y quitar variables dependientes de manera que los modelos obtenidos tengan mejor ajuste a los datos modelados.

Con la ayuda del paquete estadístico **R** procedemos a ejecutar la regresión logística mediante el comando *stepwise()* y tenemos como resultado el modelo mostrado a continuación:

Tabla 5 – Primer modelo generado

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-4.188281821335	0.030452691651	-137.534	< 2e-16 ***
P2	0.505891402739	0.063938105326	7.912	2.53e-15 ***
C3	0.475785077319	0.081122841066	5.865	4.49e-09 ***
P20	0.177834144888	0.027612468713	6.440	1.19e-10 ***
C24	-1.322367283767	0.060855062194	-21.730	< 2e-16 ***
C25	-0.673922779006	0.059198742665	-11.384	< 2e-16 ***
P27	0.391191605532	0.034295608302	11.406	< 2e-16 ***
P28	0.728304288444	0.032322408125	22.532	< 2e-16 ***
P29	0.771576713109	0.038617556425	19.980	< 2e-16 ***
C30	-0.000000000492	0.000000002241	-0.220	0.826
C34	-0.307766367099	0.030514924856	-10.086	< 2e-16 ***
P39	0.188231914145	0.034248963689	5.496	3.89e-08 ***
P44	0.204957714393	0.030040303400	6.823	8.93e-12 ***
C45	-0.556336663326	0.033242205463	-16.736	< 2e-16 ***
P49	1.314123101472	0.062062136299	21.174	< 2e-16 ***
P50	2.252599394286	0.083955140080	26.831	< 2e-16 ***
P51	1.362721712795	0.059497874037	22.904	< 2e-16 ***
P52	1.380572629311	0.082244858217	16.786	< 2e-16 ***
P58	0.540703249909	0.058450198154	9.251	< 2e-16 ***

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
 Null deviance: 73660 on 291299 degrees of freedom
 Residual deviance: 54353 on 291281 degrees of freedom
 AIC: 54391
 Number of Fisher Scoring iterations: 8

De este resultado notamos los puntos importantes y consideraciones que deberemos tener presentes en los siguientes modelos generados:

- a) La constante tiene un valor negativo lo cual nos indica que las operaciones nacen con una probabilidad muy baja de recuperación y es coherente con la naturaleza de la cartera.
- b) La variable **C3**, pese a ser significativa estadísticamente, fue categorizada como un castigo y eso contradice el valor positivo en la regresión. Se decide no tomarla en cuenta dado que tiene una inconsistencia entre su naturaleza y su valor en la regresión.
- c) La variable **C30** es coherente a su naturaleza pero su nivel de significancia nos obliga a descartarla.
- d) El programa tomó 8 iteraciones para converger a la solución obtenida.

Adicional a lo anterior, en la Figura 5 se muestra la curva ROC generada con los valores obtenidos con el modelo 1.

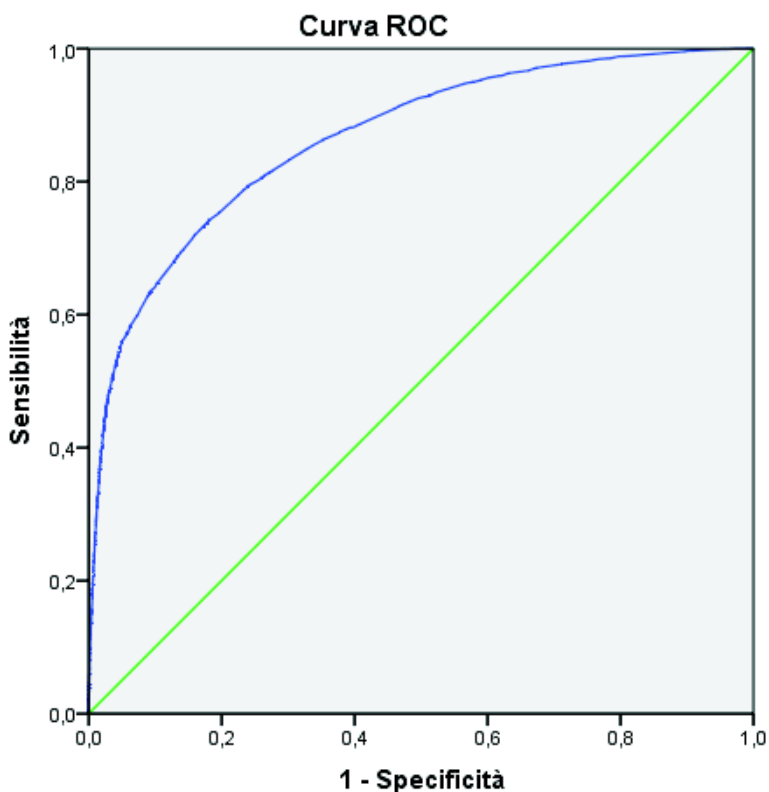


Figura 5 – Curva ROC del primero modelo generado

Elaboración: Alexis Abad

Para esta gráfica, tenemos los siguientes valores estadísticos para ayudarnos a interpretarlo:

Area Bajo la Curva:	86,4%
Gini:	72,8%
K-S:	56,1%

Finalmente, vamos a calcular el **Factor de Inflación de la Varianza** para cada predictor mediante el comando *VIF()*. Gracias a esta ayuda tenemos los siguientes indicadores para el primer modelo:

Tabla 6 – Valores de VIF para el primer modelo generado

Variable	VIF
P2	1.247893
C3	1.111384
P20	1.012990
C24	1.155252
C25	1.130319
P27	1.365454
P28	1.449198
P29	1.083643
C30	1.000812
C34	1.102074
P39	1.026805
P44	1.217297
C45	1.123649
P49	4.143334
P50	4.418224
P51	3.763269
P52	5.919605
P58	1.788366

Si bien no existe ningún predictor que tenga un valor superior a 10, el valor alto de la variable 52, y su naturaleza, nos hace sospechar su correlación con el resto de variables por lo que se define excluirla del modelo final.

3.7. Estimación del modelo final

Tomando en consideración todos los puntos anteriores, se procede a ejecutar nuevamente el modelo de regresión logística para obtener el modelo que se ajusta de mejor manera a los datos ingresados. De esta manera conseguimos tener el modelo mostrado en la Tabla 7.

Tabla 7 – Modelo final para la cartera castigada

	Descripción	Categoría	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	VIF
(Constante)			-4.11113	0.03034	-135.502	< 2e-16 ***	
P2	Clase_Castigo	CARTERA RENEGOCIADA	0.45929	0.06344	7.240	4.50e-13 ***	1.233551
P20	Estado_Civil	CASADO	0.16235	0.02762	5.879	4.13e-09 ***	1.014209
C24	Cuota_Castigo	1	-1.30530	0.05995	-21.774	< 2e-16 ***	1.123161
C25	Cuota_Castigo	2	-0.65270	0.05882	-11.097	< 2e-16 ***	1.117442
P27	Cuota_Castigo	8-11	0.37729	0.03422	11.025	< 2e-16 ***	1.358304
P28	Cuota_Castigo	12-24	0.69819	0.03225	21.649	< 2e-16 ***	1.444105
P29	Score	RALT	0.80804	0.03853	20.973	< 2e-16 ***	1.077069
C30	Score	SD, #N/A	-2.15475	0.25978	-8.295	< 2e-16 ***	1.008278
C34	Segmento	E	-0.30299	0.03023	-10.023	< 2e-16 ***	1.080944
P39	Artículo	MOTO	0.20985	0.03428	6.121	9.31e-10 ***	1.025533
P44	Tipo_Cliente	CLIENTE	0.21495	0.02991	7.186	6.69e-13 ***	1.206690
C45	Meses_Desde_Creacion	Mayor a 28	-0.51725	0.03342	-15.476	< 2e-16 ***	1.127220
P49	Pagos_Últimos_3_meses	1	2.01253	0.05489	36.667	< 2e-16 ***	3.224424
P50	Pagos_Últimos_3_meses	Mayor a 1	3.39578	0.05086	66.768	< 2e-16 ***	1.596555
P51	Pagos_Últimos_6_meses	1	0.70304	0.05504	12.773	< 2e-16 ***	3.124137
P58	Pagos_Últimos_12_meses	Mayor a 2	0.84016	0.05733	14.655	< 2e-16 ***	1.630424

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 73660 on 291299 degrees of freedom
Residual deviance: 54475 on 291283 degrees of freedom
AIC: 54509

Descripción	Categoría	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	VIF
-------------	-----------	----------	------------	---------	----------	-----

Number of Fisher Scoring iterations: 9

De los resultados obtenidos, podemos extraer los siguientes comentarios:

- Las operaciones que pasaron por una renegociación tienen más probabilidad de recuperación, lo cual, de acuerdo con la empresa, tiene mucha lógica pues los clientes buscan arreglar su situación de deuda.
- Vemos que el estado de Casado incrementa la probabilidad de pago.
- El número de cuota en el que se castigó la operación es una variable que explica también su comportamiento.
- Valores de Score inicial también marcan una tendencia al pago.
- Aquellas operaciones que tienen, como artículo subyacente, motos, tienden a pagarse mejor.
- Los créditos concedidos a personas consideradas Clientes, también tienen tendencia al pago.
- Mientras más tiempo ha pasado desde la colocación inicial, más difícil se vuelve cobrarlos.
- Las variables de comportamiento en el castigo marcan la probabilidad de pago.

Vemos que todos los valores nos indican un modelo muy bueno, pese a que el indicador **Akaike Information Criteria** (AIC) es mayor al del modelo inicial preferimos mantener este modelo debido a que existe muy poca correlación entre las variables finales del modelo.

Repetimos el análisis de la curva ROC en la Figura 6 y vemos que mantenemos niveles altos para los indicadores de dispersión.

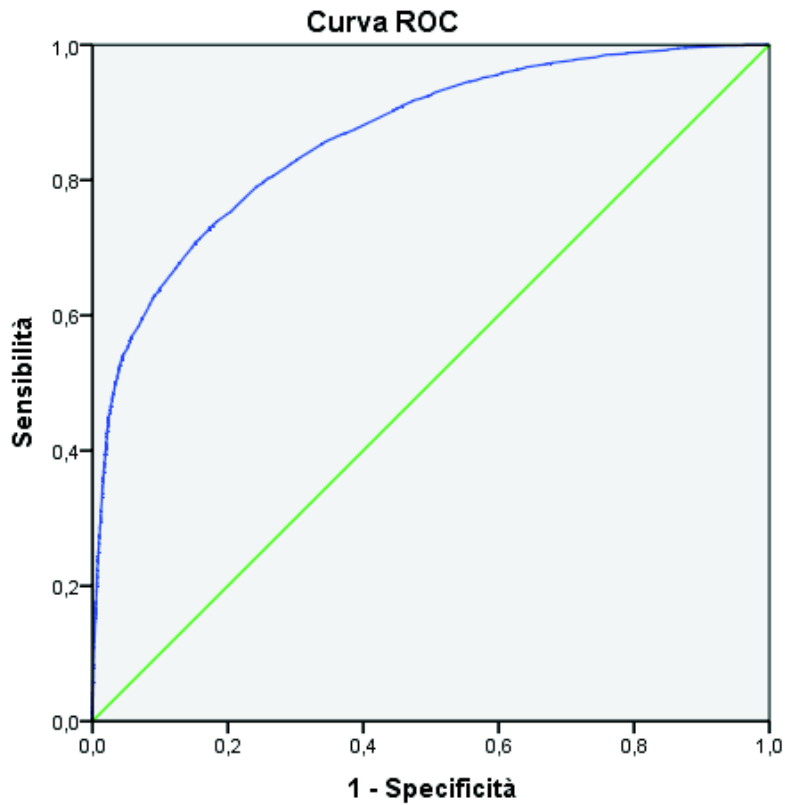


Figura 6 – Curva ROC del modelo final

Elaboración: Alexis Abad

Area Under Curve:	86,4%
Gini:	72,8%
K-S:	55,6%

Con todo lo expuesto, concluimos que este modelo es el que mejor se ajusta y con el cual podemos crear la Score Card que nos permitirá clasificar a los clientes de acuerdo a su probabilidad de pago.

3.8. Elaboración de la Score Card

Una vez que hemos encontrados los valores de los coeficientes b_i con $i = \{0,1, \dots, 66\}$ estamos en posibilidad de encontrar las probabilidades de éxito para cada operación. A fin de lograrlo, con los valores ya definidos por la regresión logística, calculamos la suma:

$$\begin{aligned} S_j = & -4.11113 + 0.45929 * P2_j + 0.16235 * P20_j - 1.3053 * C34_j - 0.6527 * C25_j \\ & + 0.37729 * P27_j + 0.69819 * P28_j + 0.80804 * P29_j - 2.15475 \\ & * C30_j - 0.30299 * C34_j + 0.20985 * P39_j + 0.21495 * P44_j \\ & - 0.51725 * C45_j + 2.01253 * P49_j + 3.39578 * P50_j + 0.70304 \\ & * P51_j + 0.84016 * P58_j \end{aligned} \quad (14)$$

La suma anterior se aplica para cada operación de las nuevas asignaciones, es decir, tendremos un valor de S para cada una de ellas. Ahora, aplicando este valor en la ecuación (13) y despejando la probabilidad de éxito, obtenemos:

$$Prob(IByM_j = 1) = \frac{e^{S_j}}{1 + e^{S_j}} \quad (15)$$

Que nos dará un valor entre 0 y 1 que es el objetivo principal de la modelación. Para hacer más gráfico el valor de la probabilidad la multiplicaremos por 1.000 de manera que podamos manejar puntajes entre 0 y 1.000 y encontraremos puntos de corte que nos permitan tener grupos con el 5% de las operaciones en cada rango a fin de generar agrupaciones de acuerdo a los objetivos que se plantee la empresa en función de gestiones a aplicar.

De esta manera podemos obtener una *Balanced Score Card* como la que se muestra en la Tabla 8 que recoge también la información de la cantidad de Buenos y Malos en ese segmento.

Tabla 8 – Score Card para el modelo

Puntajes	Buenos (#)	Buenos (%)	Malos (#)	Malos (%)	Odds Ratio ⁷
Menor a 1,95253	13	0,08%	16.985	99,92%	0,0008:1
1,95253 – 3,27087	22	0,12%	18.085	99,88%	0,0012:1
3,27087 – 4,42332	30	0,36%	8.371	99,64%	0,0036:1
4,42332 – 5,47822	86	0,29%	29.615	99,71%	0,0029:1
5,47822 – 7,16490	64	0,36%	17.559	99,64%	0,0036:1
7,16490 – 8,46067	52	0,46%	11.161	99,54%	0,0047:1
8,46067 – 10,41457	118	0,71%	16.460	99,29%	0,0072:1
10,41457 – 11,96041	168	0,83%	20.138	99,17%	0,0083:1
11,96041 – 14,03910	60	1,21%	4.897	98,79%	0,0123:1
14,03910 – 16,12496	396	1,29%	30.336	98,71%	0,0131:1
16,12496 – 17,57873	144	1,18%	12.054	98,82%	0,0119:1
17,57873 – 19,91472	399	1,82%	21.539	98,18%	0,0185:1
19,91472 – 23,22720	138	1,83%	7.393	98,17%	0,0187:1
23,22720 – 23,75478	414	2,44%	16.581	97,56%	0,025:1
23,75478 – 28,77950	307	2,87%	10.381	97,13%	0,0296:1
28,77950 – 35,26236	610	3,59%	16.370	96,41%	0,0373:1
35,26236 – 53,23725	822	5,55%	14.002	94,45%	0,0587:1
Mayor a 53,23725	4.208	27,10%	11.322	72,90%	0,3717:1

Podemos observar que el porcentaje de buenos se distribuye de manera aceptable a lo largo de las agrupaciones cumpliendo el objetivo de elaborar grupos objetivos para el establecimiento de maneras de atacar a cada sector.

Hasta ahora, el modelo que hemos construido se muestra robusto en cuanto a las pruebas estadísticas y de ajuste a la data original. Aplicando la técnica de *retener una muestra*, haremos el cálculo de los puntajes de las 29.176 operaciones asignadas en el mes de mayo de 2017 y verificaremos su comportamiento.

⁷ Odds Ratio es una medida relacional que puede leerse de la siguiente manera: Si tenemos 0,0008:1, significa que existen 0,0008 clientes Buenos por cada 1 Malo.

3.9. Aplicación del backtesting

Aplicamos los puntajes al grupo de control y procedemos a hacer las mismas validaciones que hicimos para el grupo de aprendizaje. Revisando, en la Figura 7, el ajuste de la curva ROC y sus indicadores vemos que existe una leve pérdida en el indicador de Gini pero hay una pequeña mejora en el indicador de Kolmogorov-Smirnov.

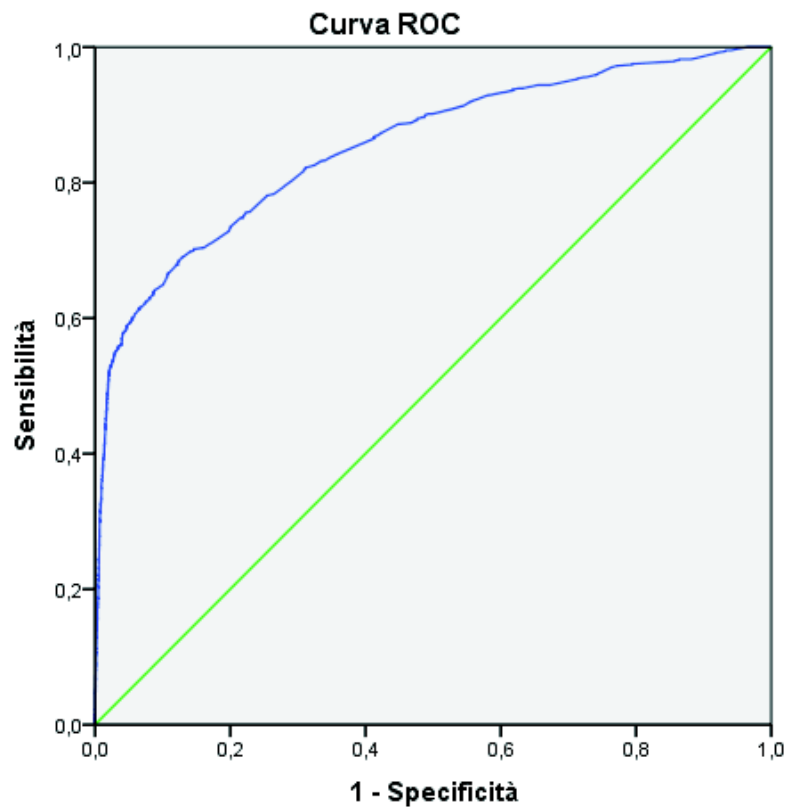


Figura 7 – Curva ROC en el grupo de control

Elaboración: Alexis Abad

Area Under Curve:	85,3%
Gini:	70,6%
K-S:	56,1%

Por lo tanto, el modelo se está comportando de manera correcta en cuanto a la discriminación de los casos y es estable con respecto al modelo original.

Revisando el comportamiento en la score card podemos ver que se mantiene el comportamiento discriminante observado en el modelaje.

Tabla 9 – Score Card para el grupo de control

Puntajes	Buenos (ops)	Buenos (%)	Malos (ops)	Malos (%)	Odds Ratio
Menor a 1,95253	3	0,18%	1.704	99,82%	0,0018:1
1,95253 - 3,27087	8	0,48%	1.666	99,52%	0,0048:1
3,27087 - 4,42332	2	0,25%	813	99,75%	0,0025:1
4,42332 - 5,47822	11	0,35%	3.140	99,65%	0,0035:1
5,47822 - 7,16490	10	0,50%	2.002	99,50%	0,005:1
7,16490 - 8,46067	3	0,26%	1.144	99,74%	0,0026:1
8,46067 - 10,41457	11	0,52%	2.097	99,48%	0,0052:1
10,41457 - 11,96041	12	0,67%	1.780	99,33%	0,0067:1
11,96041 - 14,03910	6	0,84%	705	99,16%	0,0085:1
14,03910 - 16,12496	30	0,90%	3.295	99,10%	0,0091:1
16,12496 - 17,57873	11	0,96%	1.139	99,04%	0,0097:1
17,57873 - 19,91472	41	1,58%	2.552	98,42%	0,0161:1
19,91472 - 23,22720	14	1,69%	816	98,31%	0,0172:1
23,22720 - 23,75478	18	1,47%	1.208	98,53%	0,0149:1
23,75478 - 28,77950	16	1,45%	1.088	98,55%	0,0147:1
28,77950 - 35,26236	30	2,55%	1.148	97,45%	0,0261:1
35,26236 - 53,23725	32	2,80%	1.109	97,20%	0,0289:1
Mayor a 53,23725	349	23,08%	1.163	76,92%	0,3001:1

Finalmente, el performance que se tiene de un score puede verse afectado en el caso de diferencias de comportamiento entre el grupo de aprendizaje y el grupo de control. Queremos desestimar este efecto para lo cual nos apoyaremos en el cálculo del Índice de Estabilidad Poblacional.

En la tabla 10 se muestran los valores calculados para dicho Indicador, por rangos de puntaje obtenidos en el modelo, contra los presentados en el back testing. Constatamos que todos se encuentran en valores por debajo del 10%.

Tabla 10 – Indicador de Estabilidad Poblacional

Puntajes	Buenos (%) modelo	Buenos (%) testing	PSI
Menor a 1,95253	0,08%	0,18%	0,08%
1,95253 - 3,27087	0,12%	0,48%	0,49%
3,27087 - 4,42332	0,36%	0,25%	0,04%
4,42332 - 5,47822	0,29%	0,35%	0,01%
5,47822 - 7,16490	0,36%	0,50%	0,04%
7,16490 - 8,46067	0,46%	0,26%	0,12%
8,46067 - 10,41457	0,71%	0,52%	0,06%
10,41457 - 11,96041	0,83%	0,67%	0,03%
11,96041 - 14,03910	1,21%	0,84%	0,13%
14,03910 - 16,12496	1,29%	0,90%	0,14%
16,12496 - 17,57873	1,18%	0,96%	0,05%
17,57873 - 19,91472	1,82%	1,58%	0,03%
19,91472 - 23,22720	1,83%	1,69%	0,01%
23,22720 - 23,75478	2,44%	1,47%	0,49%
23,75478 - 28,77950	2,87%	1,45%	0,97%
28,77950 - 35,26236	3,59%	2,55%	0,36%
35,26236 - 53,23725	5,55%	2,80%	1,87%
Mayor a 53,23725	27,10%	23,08%	0,64%
			5,57%

Lo cual nos indica que el modelo obtenido se ajusta perfectamente a la información real.

CAPÍTULO 4

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente trabajo se basó en la idea de generar una clasificación de las operaciones castigadas a fin de permitir a la empresa la posibilidad de administrar sus gestiones en función de la probabilidad de recuperación en un mes de asignación.

4.1. Conclusiones

1. Con la ayuda de la metodología aplicada, la empresa ha logrado clasificar sus operaciones en función de la probabilidad de pago que tienen al inicio de cada asignación. Esto, junto a una estrategia de ahorro en gestiones, le permitirá mejorar sus márgenes de ganancia al focalizar, correctamente, las gestiones de cobranza.
2. Al medir el comportamiento de sus carteras compradas, la empresa está adquiriendo el conocimiento necesario para identificar, a futuro, las operaciones que más le convendría comprar; o, negociar precios más convenientes por créditos con probabilidad muy baja de recuperación.
3. La regresión logística es una herramienta poderosa al momento de describir el comportamiento de operaciones y/o clientes y se refuerza con validaciones estadísticas que la hacen apropiada para adaptarse a varios tipos de modelado. Está ampliamente difundida y no se restringe al área de crédito sino que se observa su uso en varias ramas. En el presente caso, se logró aplicar, satisfactoriamente, la modelización a la recuperación de carteras castigadas.

4.2. Recomendaciones

1. Dentro del marco de la obtención de la información, se tuvo algunos retrasos por el manejo manual de los pagos lo cual incrementa el tiempo de modelado y la separación de los repositorios. Se recomienda a la empresa la implementación de modelos de Data WareHouse centralizados a fin de obtener de mejor manera la información y la apertura a la posibilidad de manejar reportería más rápida.
2. Del mismo modo, se asesora a la empresa en el sentido de llevar mayor información de las operaciones y clientes que están gestionando con el fin de agregar mayor cantidad de variables en futuros modelos de scoring y validación de los implementados. Se sugiere por ejemplo manejar variables de comportamiento como *Atraso Máximo*, *Score en burós*, *Endeudamiento Externo*, que le permitan tener un mejor panorama de las operaciones que está manejando.
3. Dado que la modelización se hizo con cortes mensuales, se aconseja a la empresa calcular con la misma regularidad el score de las operaciones y de preferencia, un día antes de la asignación mensual de manera que los gestores arranquen el mes con la información de este valor lo cual les ayudará a dirigir de manera correcta la gestión desde el punto de vista del cliente y de la empresa.
4. Se exhorta a la empresa a crear estrategias diferenciadas por cada grupo de clientes de modo que existan niveles de intensidad en la gestión de cobranzas en función de las probabilidades de recuperación.
5. El manejo estadístico de la información le da una ventaja competitiva a la empresa con respecto a la competencia pero conlleva consigo un mantenimiento y monitoreo regular de los modelos que se vayan implementando. Se sugiere a la empresa el monitoreo regular de la estabilidad poblacional a fin de mantener scores que interpreten de manera adecuada el comportamiento de la población.
6. Se recomienda implementar un esquema de alertas tempranas que ayuden a la empresa a identificar factores de riesgo en su recuperación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] SUPERINTENDENCIA DE BANCOS DEL ECUADOR. *Libro I. Normas generales para las instituciones del sistema financiero. Título IX. De los activos y de los límites de crédito.* Quito.

- [2] Anderson, R. (2007). *The credit scoring.* New York. Oxford University Press Inc.

- [3] Hair, J. et al. (2014). *Multivariate data analysis.* London. Pearson New International Edition.

- [4] Jobson, J.D. (1992). *Applied multivariate data analysis. Volume II: Categorical and multivariate Methods.* North York. Springer Science+Business Media, LLC.

- [5] Agresti, A. et al. (2009). *Statistical methods for the social sciences.* New Jersey. Pearson Education Inc.

- [6] Thomas, L. et al. (2017). *Credit Scoring and Its Applications, Second Edition.* Philadelphia. Society for Industrial and Applied Mathematics.

ANEXOS

Anexo I – Variables proporcionadas por la empresa.

Tipo Variable	Nombre Variable	Descripción
Operación	Número Operación	Identificativo único de la operación que permite referenciar la información pertinente
Operación	Fecha Venta	Día, mes y año en el que se desembolsó la operación
Operación	Almacén	Nombre de la agencia en la que se colocó originalmente el crédito
Operación	Provincia	Nombre de la provincia de origen
Operación	Ciudad	Nombre de la ciudad de origen
Operación	Canal Venta	Canal de venta de origen
Operación	Artículo	Bien vendido en la operación de crédito
Operación	Valor de cuota	Monto de pago mensual acordado con el deudor
Operación	Plazo	Número de pagos pactado con el cliente
Operación	Fecha Castigo	Día, mes y año en el que se castigó la operación
Operación	Clase Castigo	Clasificación de la cartera antes del proceso de castigo
Operación	Capital Castigo	Saldo total por el que se castigó la operación
Operación	Cuota Castigo	Número de la primera cuota impaga cuando se castigó
Operación	Score	Calificación de la operación proveída por la vendedora al momento del castigo
Cliente	Fecha Nacimiento	Día, mes y año de nacimiento del cliente
Cliente	Estado Civil	Estado civil del cliente
Cliente	Tipo Cliente	Categoría del cliente cuando se desembolsó la operación (Cliente, No Cliente)
Cliente	Segmento	Calificación del cliente en el momento del desembolso (A, B, C, D, E, etc.)
Comportamiento	Fecha Asignación	Mes y año en la que se asignó la operación para gestión de recuperación
Comportamiento	Meses Creación	Número de meses desde el desembolso
Comportamiento	Meses Castigo	Número de meses desde el castigo
Comportamiento	Edad Cliente	Edad del cliente en el mes de asignación
Comportamiento	Saldo Asignado	Saldo vigente por el que se gestiona en el mes de asignación
Comportamiento	Pagos Últimos 3 meses	Número de meses con pagos en los 3 meses anteriores
Comportamiento	Pagos Últimos 6 meses	Número de meses con pagos en los 6 meses anteriores
Comportamiento	Pagos Últimos 9 meses	Número de meses con pagos en los 9 meses anteriores
Comportamiento	Pagos Últimos 12 meses	Número de meses con pagos en los 12 meses anteriores
Comportamiento	Valor pago	Monto cancelado por el cliente en el mes de asignación

Anexo II – Cálculo de WOE e IV para todas las variables.

Clase_Castigo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
CARTERA DEVUELTA (PI)	3,41%	23,37%	4,74%	21,66%	20,19%
CARTERA DEVUELTA (SO)	1,97%	-28,72%	0,87%	-34,67%	
CARTERA ICESA MANABI	4,55%	64,46%	0,01%	51,60%	
CARTERA ICESA-PICHINCHA	2,84%	2,86%	5,74%	2,90%	
CARTERA ICESA-SOLIDARIO	3,58%	29,68%	1,44%	26,84%	
CARTERA NORMAL MANABI	1,71%	-38,12%	1,02%	-49,07%	
CARTERA NORMAL MANABI (SO)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
CARTERA PICHINCHA	2,87%	3,77%	58,28%	3,81%	
CARTERA PICHINCHA-REFINANCIADA	3,13%	13,17%	0,76%	12,75%	
CARTERA PICHINCHA-REFINANCIADA SIC	0,00%	-100,00%	0,00%	34,17%	
CARTERA PICHINCHA-RENEGOCIADA	4,76%	72,13%	3,21%	56,38%	
CARTERA PICHINCHA-RENEGOCIADA SIC	0,00%	-100,00%	0,01%	-55,03%	
CARTERA RENEGOCIADA (AU)	0,00%	-100,00%	0,00%	161,46%	
CARTERA RENEGOCIADA (PI)	1,82%	-33,98%	3,71%	-42,49%	
CARTERA RENEGOCIADA (SO)	1,43%	-48,40%	0,58%	-67,54%	
CARTERA RENEGOCIADA SICOBRA (PI)	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
CARTERA SOLIDARIO	3,12%	12,96%	12,42%	12,56%	
ICESA-PICHINCHA	0,00%	-100,00%	0,02%	-92,81%	
ICESA-SOLIDARIO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
PICHINCHA	0,59%	-78,65%	6,58%	-156,64%	
SOLIDARIO	0,34%	-87,81%	0,61%	-212,93%	

Almacen	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
AGENCIA CVC	0,99%	-64,09%	0,14%	-104,21%	25,43%
AGENCIA CVC GYE	0,00%	-100,00%	0,02%	-138,82%	
CREDITO MATRIZ	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
CVC ORVE GYE	2,70%	-2,21%	0,01%	-2,30%	
CVC ORVE UIO	9,20%	232,71%	0,03%	127,05%	
FERIA LOCO LUIS EL RECREO	11,76%	325,67%	0,02%	154,56%	
FERIA LOCO LUIS EXCLUSAS	0,00%	-100,00%	0,00%	34,17%	
FERIA LOCO LUIS QUICENTRO SUR	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
FERIA MOTOS JAP LAGO AGRIO	5,56%	101,01%	0,01%	72,73%	
HOME APP 9 OCTUBRE	1,10%	-60,02%	0,06%	-93,37%	
HOME APP CITY MALL	2,50%	-9,55%	0,01%	-10,30%	
HOME APP MACHALA	3,92%	41,89%	0,02%	36,19%	
HOME APP MALL DEL SUR	0,88%	-67,98%	0,04%	-115,80%	
HOME APP MALL RIO CUENCA	0,00%	-100,00%	0,01%	-28,96%	
HOME APP RM CENTRO	3,19%	15,47%	0,03%	14,83%	
HOME APP SAN LUIS	7,69%	178,32%	0,01%	107,56%	
HOME APP SAN MARINO	5,88%	112,83%	0,04%	78,79%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
HOME APP. QUICENTRO NORTE	10,53%	280,86%	0,01%	142,05%	
HOME APP. QUICENTRO SUR	2,50%	-9,55%	0,04%	-10,30%	
HOME APPLIANCES CONDADO	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
HOME APPLIANCES PANANORTE	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
HOME APPLIANCES RECREO	13,41%	385,37%	0,03%	169,57%	
ISTORE CONDADO	4,08%	47,68%	0,05%	40,35%	
ISTORE CUMBAYA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
ISTORE POLICENTRO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ISTORE SCALA SHOPP	4,26%	53,97%	0,02%	44,70%	
J CARAPUNGO	1,97%	-28,76%	0,33%	-34,73%	
J CARAPUNGO (P)	8,04%	190,75%	0,04%	112,30%	
J GRUPO 01 AMB	9,02%	226,45%	0,09%	124,96%	
J GRUPO 01 AMB INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
J GRUPO 01 GYE	3,51%	26,92%	0,64%	24,61%	
J GRUPO 01 GYE INDUC	3,23%	16,72%	0,01%	15,93%	
J GRUPO 01 UIO	2,60%	-5,94%	0,40%	-6,29%	
J GRUPO 01 UIO INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
J GRUPO 02 AMB	3,28%	18,85%	0,09%	17,80%	
J GRUPO 02 AMB INDUC	75,00%	2613,64%	0,00%	465,91%	
J GRUPO 02 GYE	2,56%	-7,43%	0,62%	-7,93%	
J GRUPO 02 GYE INDUC	0,00%	-100,00%	0,01%	-5,04%	
J GRUPO 02 UIO	2,83%	2,54%	0,25%	2,58%	
J GRUPO 02 UIO INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
J GRUPO 03 AMB	3,80%	37,40%	0,03%	32,84%	
J GRUPO 03 GYE	2,44%	-11,60%	0,39%	-12,66%	
J GRUPO 03 GYE INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
J GRUPO 03 UIO	2,23%	-19,37%	0,37%	-22,08%	
J GRUPO 04 AMB	6,06%	119,28%	0,02%	81,97%	
J GRUPO 04 GYE	1,99%	-27,89%	0,78%	-33,49%	
J GRUPO 04 GYE INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
J GRUPO 04 UIO	2,23%	-19,48%	0,23%	-22,21%	
J GRUPO 05 GYE	2,24%	-18,91%	0,57%	-21,50%	
J GRUPO 05 GYE INDUC	0,00%	-100,00%	0,01%	-80,89%	
J GRUPO 05 UIO	3,09%	11,80%	0,24%	11,49%	
J GRUPO 06 GYE	1,79%	-35,39%	0,29%	-44,68%	
J GRUPO 06 GYE INDUC	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
J GRUPO 06 UIO	1,98%	-28,42%	0,19%	-34,24%	
J GRUPO 06 UIO INDUC	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
J GRUPO 07 GYE	1,91%	-30,75%	0,22%	-37,62%	
J GRUPO 08 GYE	2,77%	0,27%	0,30%	0,28%	
J QUICENTRO SUR 2	2,10%	-24,05%	0,18%	-28,19%	
J QUICENTRO SUR 3	3,59%	29,98%	0,47%	27,08%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAP 9 DE OCTUBRE II	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP 9 OCTUBRE II	3,64%	31,87%	2,16%	28,58%	
JAP 9 OCTUBRE II	0,00%	-100,00%	0,00%	161,46%	
JAP 9 OCTUBRE III	3,90%	41,20%	0,99%	35,68%	
JAP 9 OCTUBRE IV	2,26%	-18,19%	1,93%	-20,60%	
JAP CAMBIO LAGO AGRIO II	5,26%	90,43%	0,01%	67,02%	
JAP CAMBIOS BABAHOYO	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
JAP CAMBIOS EL COCA	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
JAP CAMBIOS LA TRONCAL	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
JAP CAMBIOS MACHALA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP CAMBIOS MOTOS EL TRIUNFO	9,09%	228,93%	0,00%	125,79%	
JAP CAMBIOS MOTOS SANTA ROSA	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
JAP CAMBIOS STA ROSA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP CHILLOGALLO (P)	20,00%	623,64%	0,01%	217,42%	
JAP COM PUEBLO (PL)	1,34%	-51,63%	0,13%	-74,08%	
JAP COMITÉ D PUEBLO	2,49%	-9,81%	0,58%	-10,61%	
JAP COTOCOLLAO (P)	0,00%	-100,00%	0,01%	-10,30%	
JAP CUENCA EL ARENAL (P)	3,17%	14,86%	0,02%	14,28%	
JAP EL QUINCHE (P)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP LAGO AGRIO I (P)	4,88%	76,50%	0,08%	59,01%	
JAP MOT CAMB STO DOMIN	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAP MOT CAMBIOS QUEVEDO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP MOTOS CMB EL PUYO	33,33%	1106,06%	0,00%	286,74%	
JAP. FERIA MOTOS EL PUYO	6,21%	124,73%	0,11%	84,58%	
JAP. LIBERTAD II (P)	2,67%	-3,52%	0,08%	-3,68%	
JAP. MICHELENA II (P)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAP. SAN MIG. DE LOS BCOS (PL)	1,48%	-46,53%	0,14%	-63,92%	
JAP. STO DOMINGO II (PL)	1,69%	-38,67%	0,12%	-49,99%	
JAPON 9 DE OCTUBRE 2	0,99%	-64,18%	1,32%	-104,46%	
JAPON 9 DE OCTUBRE 3	0,35%	-87,36%	0,59%	-209,31%	
JAPON ALBOCENTRO	1,98%	-28,53%	0,42%	-34,40%	
JAPON ALBORADA II	2,45%	-11,23%	0,46%	-12,23%	
JAPON AMBATO 2	3,07%	10,96%	0,26%	10,71%	
JAPON AMBATO 3	0,00%	-100,00%	0,01%	-61,39%	
JAPON ATACAMES	1,15%	-58,56%	0,48%	-89,74%	
JAPON ATACAMES (PL)	3,14%	13,58%	0,15%	13,12%	
JAPON BABAHOYO	4,81%	74,14%	0,51%	57,60%	
JAPON CAMBIO LIBERTA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON CAMBIOS AMB	0,00%	-100,00%	0,01%	-58,26%	
JAPON CAMBIOS ATACAMES	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON CAMBIOS IBR	0,00%	-100,00%	0,01%	-51,70%	
JAPON CAMBIOS LA CONCORDIA	0,00%	-100,00%	0,01%	-5,04%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAPON CAMBIOS LAGUNA MALL	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
JAPON CAMBIOS LIBERTAD	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON CAMBIOS MALTER	33,33%	1106,06%	0,00%	286,74%	
JAPON CAMBIOS MANTA	24,24%	777,14%	0,01%	242,11%	
JAPON CAMBIOS MILAGRO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON CAMBIOS MTA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON CAMBIOS NARANJAL	5,41%	95,58%	0,01%	69,83%	
JAPON CAMBIOS PUYO	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
JAPON CAMBIOS QUEVEDO	0,00%	-100,00%	0,02%	-92,81%	
JAPON CAMBIOS TENA	2,94%	6,42%	0,01%	6,40%	
JAPON CARAPUNGO (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON CAYAMBE	1,79%	-35,10%	0,23%	-44,22%	
JAPON CAYAMBE (P)	4,85%	75,64%	0,04%	58,50%	
JAPON CEVALLOS	5,56%	101,13%	0,56%	72,80%	
JAPON CHILLOGALLO	3,50%	26,68%	0,31%	24,41%	
JAPON CHONE	2,21%	-20,06%	0,65%	-22,96%	
JAPON CHONE (P)	3,33%	20,61%	0,01%	19,32%	
JAPON CITY MALL	2,89%	4,51%	1,66%	4,54%	
JAPON CONDADO	4,11%	48,88%	0,80%	41,20%	
JAPON COTOCOLLAO	3,31%	19,61%	0,71%	18,47%	
JAPON CUENCA EL ARENAL	1,57%	-43,02%	0,22%	-57,46%	
JAPON CUENCA II	2,72%	-1,65%	0,24%	-1,71%	
JAPON DAULE	4,27%	54,52%	0,43%	45,08%	
JAPON DURAN (PL)	0,00%	-100,00%	0,10%	-282,13%	
JAPON EL BOSQUE	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON EL COCA	2,59%	-6,15%	1,03%	-6,52%	
JAPON EL COCA (P)	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON EL EJIDO	1,99%	-27,91%	0,28%	-33,51%	
JAPON EL EMPALME	3,17%	14,86%	0,06%	14,28%	
JAPON EL EMPALME (PL)	8,06%	191,79%	0,02%	112,69%	
JAPON EL QUINCHE	3,95%	42,79%	0,43%	36,84%	
JAPON EL RECREO II	4,70%	70,03%	0,55%	55,09%	
JAPON EL RECREO I	2,96%	7,05%	1,57%	7,01%	
JAPON EL RECREO II	0,00%	-100,00%	0,00%	161,46%	
JAPON EL TRIUNFO (PL)	1,51%	-45,42%	0,16%	-61,82%	
JAPON FERIA MOTOS TENA	2,08%	-24,62%	0,02%	-28,96%	
JAPON GRANADOS	5,48%	98,26%	0,03%	71,27%	
JAPON GUAMANI	1,80%	-35,00%	0,11%	-44,07%	
JAPON GUARANDA (PL)	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON IBARRA	10,53%	280,86%	0,01%	142,05%	
JAPON JIPIJAPA (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
JAPON LA CONCORDIA	3,77%	36,50%	0,65%	32,16%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAPON LA LIBERTAD	5,88%	112,83%	0,10%	78,79%	
JAPON LA LIBERTAD II	4,39%	58,97%	0,59%	48,05%	
JAPON LA TRONCAL	1,27%	-54,20%	0,08%	-79,62%	
JAPON LA TRONCAL (PL)	2,35%	-14,87%	0,12%	-16,52%	
JAPON LA TRONCAL II (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
JAPON LAGO AGRIO I	3,68%	33,06%	0,97%	29,51%	
JAPON LAGO AGRIO II	3,19%	15,28%	0,61%	14,65%	
JAPON LAGUNA	3,75%	35,58%	0,29%	31,45%	
JAPON LATACUNGA	4,51%	63,01%	0,35%	50,67%	
JAPON LATACUNGA (P)	7,14%	158,44%	0,02%	99,56%	
JAPON LIBERTAD	1,00%	-63,73%	0,27%	-103,21%	
JAPON LUCHA POBRES (PL)	1,42%	-48,56%	0,07%	-67,84%	
JAPON MACHACHI (PL)	4,10%	48,29%	0,04%	40,78%	
JAPON MACHALA	4,03%	45,83%	1,12%	39,04%	
JAPON MACHALA II	3,92%	41,84%	0,52%	36,15%	
JAPON MACHALA II (P)	6,85%	147,82%	0,03%	95,05%	
JAPON MALL DEL SOL	3,04%	9,84%	0,19%	9,66%	
JAPON MALTERIA PLAZA	2,77%	0,21%	0,24%	0,22%	
JAPON MANTA CALLE 13	1,29%	-53,46%	0,11%	-78,00%	
JAPON MANTA CALLE 13 (PL)	0,75%	-72,80%	0,05%	-132,23%	
JAPON MANTA CENTRO	2,13%	-22,80%	0,98%	-26,53%	
JAPON MICHELENA	1,85%	-33,07%	0,32%	-41,09%	
JAPON MICHELENA (P)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON MICHELENA II	3,08%	11,28%	0,39%	11,01%	
JAPON MILAGRO	1,66%	-40,00%	0,89%	-52,21%	
JAPON MILAGRO (P)	9,09%	228,93%	0,03%	125,79%	
JAPON MOTOS ATACAMES	1,01%	-63,41%	0,27%	-102,32%	
JAPON MOTOS BABAHOYO	4,00%	44,73%	0,11%	38,25%	
JAPON MOTOS BUENA FE	4,28%	54,86%	0,18%	45,31%	
JAPON MOTOS CAMBIOS BABAHOYO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON MOTOS CAMBIOS EL CARMEN	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
JAPON MOTOS CAMBIOS LA CONCORDIA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON MOTOS CAMBIOS MILAGRO	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON MOTOS CARAPUNGO	27,78%	905,05%	0,01%	260,50%	
JAPON MOTOS CARCELEN	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
JAPON MOTOS CHONE	4,66%	68,76%	0,18%	54,30%	
JAPON MOTOS EL CARMEN	0,57%	-79,44%	0,18%	-160,43%	
JAPON MOTOS EL COCA	1,49%	-46,00%	0,09%	-62,91%	
JAPON MOTOS EL PUYO	3,24%	17,35%	0,32%	16,49%	
JAPON MOTOS EL TRIUNFO	8,20%	196,57%	0,04%	114,46%	
JAPON MOTOS IBARRA	0,92%	-66,81%	0,07%	-112,16%	
JAPON MOTOS IBARRA II	25,00%	804,55%	0,00%	246,19%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAPON MOTOS LA CONCORDIA	4,37%	58,06%	0,29%	47,44%	
JAPON MOTOS LA TRONCAL	0,00%	-100,00%	0,04%	-194,07%	
JAPON MOTOS LAGO AGRIO	3,66%	32,60%	0,13%	29,15%	
JAPON MOTOS LIBERTAD	5,46%	97,67%	0,14%	70,96%	
JAPON MOTOS MACHALA	10,58%	282,88%	0,06%	142,64%	
JAPON MOTOS MILAGRO	1,89%	-31,58%	0,31%	-38,84%	
JAPON MOTOS NARANJAL	8,78%	217,69%	0,07%	121,98%	
JAPON MOTOS NARANJITO	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
JAPON MOTOS PASCUALES	4,35%	57,31%	0,17%	46,95%	
JAPON MOTOS PEDERNALES	1,74%	-37,08%	0,04%	-47,37%	
JAPON MOTOS PEDERNALES II	2,91%	5,13%	0,14%	5,15%	
JAPON MOTOS PORTOVIEJO	4,08%	47,48%	0,13%	40,21%	
JAPON MOTOS QUEVE II	4,55%	64,46%	0,01%	51,60%	
JAPON MOTOS QUEVEDO	7,01%	153,61%	0,15%	97,53%	
JAPON MOTOS QUININDE	0,00%	-100,00%	0,03%	-165,98%	
JAPON MOTOS SAN GREGORIO	7,14%	158,44%	0,02%	99,56%	
JAPON MOTOS SANTA ROSA	5,09%	84,26%	0,15%	63,54%	
JAPON MOTOS SANTO DOMINGO	0,00%	-100,00%	0,07%	-247,26%	
JAPON MOTOS SANTO DOMINGO II	8,33%	201,52%	0,03%	116,26%	
JAPON MOTOS SANTO DOMINGO III	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
JAPON MOTOS SHUSHUFINDI	2,25%	-18,51%	0,23%	-20,99%	
JAPON NAC UNIDAS III	4,46%	61,29%	0,23%	49,56%	
JAPON NAC. UNIDAS II	4,35%	57,54%	0,24%	47,10%	
JAPON NAC. UNIDAS III	0,00%	-100,00%	0,04%	-193,25%	
JAPON NACIONES UNIDAS I	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
JAPON NACIONES UNIDAS II	1,82%	-34,21%	0,09%	-42,85%	
JAPON NARANJAL	3,71%	34,18%	0,27%	30,38%	
JAPON NARANJAL (P)	2,22%	-19,60%	0,05%	-22,37%	
JAPON NARANJITO (PL)	0,00%	-100,00%	0,04%	-193,25%	
JAPON NARANJITO II (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
JAPON NUEVA AURORA (PL)	2,51%	-9,22%	0,19%	-9,94%	
JAPON PANANORTE	1,39%	-49,63%	0,15%	-69,98%	
JAPON PANANORTE (PL)	2,16%	-21,91%	0,05%	-25,35%	
JAPON PARQUE CALIFOR	3,46%	25,17%	2,41%	23,17%	
JAPON PASCUALES	3,77%	36,48%	0,39%	32,14%	
JAPON PASCUALES (P)	3,00%	8,70%	0,08%	8,59%	
JAPON PEDERNALES	0,88%	-68,12%	0,08%	-116,24%	
JAPON PEDERNALES (PL)	0,00%	-100,00%	0,06%	-229,45%	
JAPON PIFO (PL)	0,82%	-70,22%	0,08%	-123,11%	
JAPON PLAZA TIA JOYA	1,27%	-53,91%	0,05%	-78,97%	
JAPON PORTETE	1,91%	-30,82%	2,71%	-37,71%	
JAPON PORTOVIEJO	2,94%	6,32%	0,75%	6,31%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAPON PUYO	1,56%	-43,58%	0,53%	-58,46%	
JAPON QUEVEDO	3,13%	13,25%	0,63%	12,82%	
JAPON QUEVEDO (I)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON QUEVEDO II	1,13%	-59,12%	0,24%	-91,11%	
JAPON QUICENTRO SUR	2,70%	-2,31%	0,33%	-2,41%	
JAPON QUININDE	3,09%	11,83%	0,19%	11,52%	
JAPON QUININDE (PL)	2,50%	-9,55%	0,01%	-10,30%	
JAPON RECREO II	0,78%	-71,95%	0,13%	-129,15%	
JAPON REMATE LA LIBERTAD	4,81%	73,95%	0,04%	57,48%	
JAPON REMATE TIA BASTION	6,06%	119,28%	0,01%	81,97%	
JAPON RIO CENTRO I	0,65%	-76,56%	0,42%	-147,24%	
JAPON RIO CENTRO II	2,62%	-5,05%	0,37%	-5,33%	
JAPON RIOBAMBA	5,95%	115,37%	0,14%	80,05%	
JAPON RIOBAMBA (PL)	6,50%	135,24%	0,11%	89,46%	
JAPON RIOBAMBA II (PL)	0,00%	-100,00%	0,01%	-28,96%	
JAPON RIOCENTRO I ELECTRONICA	1,90%	-31,28%	0,36%	-38,40%	
JAPON RIOCENTRO II BLANCA	2,28%	-17,37%	0,21%	-19,57%	
JAPON SACHAS	5,43%	96,48%	0,41%	70,32%	
JAPON SACHAS II	0,00%	-100,00%	0,01%	-37,13%	
JAPON SALCEDO	3,28%	18,78%	0,27%	17,74%	
JAPON SALCEDO (PL)	6,02%	117,76%	0,15%	81,23%	
JAPON SAN ANTONIO PL	0,87%	-68,40%	0,08%	-117,13%	
JAPON SAN ANTONIO II PL	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
JAPON SAN GREGORIO	1,94%	-29,97%	0,11%	-36,47%	
JAPON SAN GREGORIO II	5,99%	116,71%	0,13%	80,71%	
JAPON SAN LUIS	3,48%	25,85%	0,16%	23,73%	
JAPON SANGOLQUI	4,33%	56,73%	0,28%	46,56%	
JAPON SANGOLQUI (P)	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JAPON SANTA ROSA (PL)	4,88%	76,50%	0,01%	59,01%	
JAPON SANTO DOMINGO	1,90%	-31,40%	0,49%	-38,57%	
JAPON SANTO DOMINGO II	3,03%	9,74%	0,37%	9,57%	
JAPON SANTO DOMINGO III	0,00%	-100,00%	0,01%	-44,68%	
JAPON SHUSHUFINDI	2,21%	-20,15%	0,25%	-23,07%	
JAPON SUCRE CENTRO	2,28%	-17,62%	0,38%	-19,88%	
JAPON SUR	2,35%	-14,90%	1,15%	-16,56%	
JAPON TARQUI MANTA	1,90%	-31,41%	0,07%	-38,59%	
JAPON TENA	1,96%	-29,08%	1,66%	-35,19%	
JAPON TENA II	2,82%	1,92%	0,83%	1,96%	
JAPON TENA II (P)	0,80%	-70,94%	0,09%	-125,57%	
JAPON TUMBACO	1,37%	-50,44%	0,03%	-71,61%	
JAPON TUMBACO (PL)	5,68%	105,40%	0,08%	75,02%	
JAPON VELASCO	4,05%	46,45%	0,29%	39,48%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
JAPON VIA VENTURA MA	4,76%	72,29%	0,01%	56,48%	
MATRIZ CREDITO	0,90%	-67,39%	2,29%	-113,96%	
MEGA BLACK FRIDAY GYE	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
MEGA BLACK FRIDAY UIO	5,56%	101,01%	0,01%	72,73%	
ORVE 129 MALL SOL	0,00%	-100,00%	0,02%	-92,81%	
ORVE 9 DE OCTUBRE	0,55%	-80,00%	2,05%	-163,21%	
ORVE 9 OCTUBRE	3,41%	23,26%	3,75%	21,57%	
ORVE 9 OCTUBRE II	1,81%	-34,52%	0,89%	-43,32%	
ORVE ALBORADA	1,81%	-34,53%	0,78%	-43,34%	
ORVE AMBATO I	6,18%	123,75%	0,23%	84,12%	
ORVE BABAHOYO	2,78%	0,65%	0,72%	0,67%	
ORVE BABAHOYO (P)	0,00%	-100,00%	0,02%	-132,98%	
ORVE BAHIA DE CARAQUEZ (PL)	0,00%	-100,00%	0,02%	-101,42%	
ORVE CAMBIO LAGO AGRIO	9,09%	228,93%	0,00%	125,79%	
ORVE CAMBIOS CAYAMBE	22,22%	704,04%	0,01%	230,78%	
ORVE CAMBIOS EL COCA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ORVE CAMBIOS LAGUNA MALL	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
ORVE CAMBIOS LIBERTAD	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
ORVE CAMBIOS MANTA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
ORVE CAMBIOS MILAGRO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ORVE CAMBIOS SANTO D	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
ORVE CAMBIOS STO DOMINGO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ORVE CAYAMBE	0,93%	-66,19%	0,18%	-110,29%	
ORVE CCI	5,43%	96,46%	0,08%	70,31%	
ORVE CEVALLOS	4,57%	65,18%	0,16%	52,06%	
ORVE CHILLOGALLO	2,31%	-16,53%	0,34%	-18,54%	
ORVE CHONE	3,13%	13,39%	0,36%	12,95%	
ORVE CHONE II	2,04%	-26,05%	0,24%	-30,92%	
ORVE CITY MALL	1,82%	-34,29%	1,23%	-42,96%	
ORVE CONDADO	2,98%	7,90%	0,37%	7,83%	
ORVE DAULE	4,18%	51,39%	0,16%	42,94%	
ORVE DURAN	1,88%	-32,09%	1,26%	-39,60%	
ORVE EL CARMEN (PL)	0,00%	-100,00%	0,01%	-55,03%	
ORVE EL COCA	5,19%	87,78%	0,64%	65,54%	
ORVE EL QUINCHE	3,22%	16,63%	0,48%	15,86%	
ORVE EL RECREO	0,00%	-100,00%	0,07%	-242,34%	
ORVE EL RECREO DURAN	1,03%	-62,70%	0,07%	-100,38%	
ORVE EL RECREO II	3,90%	41,16%	0,33%	35,65%	
ORVE EL RECREO III	4,26%	54,11%	0,37%	44,80%	
ORVE ESCLUSAS	1,82%	-34,04%	0,13%	-42,58%	
ORVE ESMERALDAS (PL)	1,67%	-39,70%	0,02%	-51,70%	
ORVE HIPER DAULE	2,42%	-12,30%	0,67%	-13,47%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
ORVE IBARRA	4,05%	46,62%	0,26%	39,60%	
ORVE IBARRA II	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
ORVE LA LAGUNA	0,00%	-100,00%	0,05%	-209,90%	
ORVE LA LIBERTAD	3,40%	23,03%	1,06%	21,38%	
ORVE LA PRENSA	2,99%	8,27%	0,55%	8,19%	
ORVE LAGO AGRIO	3,03%	9,71%	0,58%	9,54%	
ORVE LAGO AGRIO II	0,00%	-100,00%	0,00%	99,56%	
ORVE LAGUNA	6,42%	132,31%	0,21%	88,12%	
ORVE LATACUNGA	3,33%	20,61%	0,03%	19,32%	
ORVE MACHALA	4,19%	51,58%	1,32%	43,07%	
ORVE MALL DEL SUR	2,11%	-23,74%	2,59%	-27,78%	
ORVE MALTERIA PLAZA	5,06%	83,09%	0,14%	62,87%	
ORVE MANTA CENTRO	1,95%	-29,32%	0,84%	-35,52%	
ORVE MILAGRO	2,13%	-23,04%	1,40%	-26,84%	
ORVE MILAGRO (P)	2,50%	-9,55%	0,04%	-10,30%	
ORVE MONTECRISTI (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
ORVE NACIONES UNIDAS	5,33%	92,92%	0,32%	68,39%	
ORVE NACIONES UNIDAS I	1,68%	-39,19%	0,12%	-50,85%	
ORVE OFELIA	1,92%	-30,42%	0,27%	-37,13%	
ORVE OTAVALO (PL)	7,69%	178,32%	0,00%	107,56%	
ORVE PARQUE CALIFOR	3,29%	18,87%	2,36%	17,82%	
ORVE PASCUALES	1,47%	-46,91%	0,44%	-64,65%	
ORVE PASCUALES (P)	4,40%	59,29%	0,05%	48,26%	
ORVE PEDRO CARBO (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
ORVE PELILEO (PL)	0,00%	-100,00%	0,01%	12,65%	
ORVE PLAYAS (PL)	0,00%	-100,00%	0,00%	61,61%	
ORVE PLAZA DEL TEATR	2,29%	-17,26%	0,56%	-19,44%	
ORVE PLAZA TIA JOYA	7,84%	183,78%	0,02%	109,67%	
ORVE POLICENTRO	0,00%	-100,00%	0,02%	-114,90%	
ORVE PORTETE Y LA 15	1,48%	-46,35%	1,48%	-63,57%	
ORVE PORTETE Y LA 15 (P)	0,47%	-83,01%	0,07%	-179,61%	
ORVE PORTOVIEJO	2,42%	-12,37%	1,33%	-13,55%	
ORVE PORTOVIEJO II	1,54%	-44,34%	0,13%	-59,84%	
ORVE PORTOVIEJO II (PL)	9,68%	250,15%	0,03%	132,69%	
ORVE QUEVEDO	2,84%	2,68%	0,46%	2,72%	
ORVE QUEVEDO (I)	0,00%	-100,00%	0,01%	-48,25%	
ORVE QUEVEDO (PL)	1,08%	-61,09%	0,03%	-96,13%	
ORVE QUEVEDO II	0,00%	-100,00%	0,15%	-319,52%	
ORVE QUICENTRO SUR	3,22%	16,38%	1,31%	15,64%	
ORVE QUITO SUR	3,30%	19,52%	0,73%	18,39%	
ORVE SAN GREGORIO	2,21%	-20,19%	0,28%	-23,12%	
ORVE SAN GREGORIO (P)	0,00%	-100,00%	0,01%	-5,04%	

Almacén	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
ORVE SCALA	2,52%	-8,84%	0,18%	-9,51%	
ORVE STO DOMINGO	3,18%	14,89%	0,85%	14,30%	
ORVE STO DOMINGO (P)	6,35%	129,73%	0,02%	86,93%	
ORVE TARQUI MANTA	0,55%	-80,12%	0,06%	-163,80%	
ORVE TUMBACO	2,86%	3,45%	0,50%	3,49%	
ORVE TUMBACO (PL)	6,49%	134,95%	0,03%	89,33%	
ORVE VILLAFLORES	1,75%	-36,59%	0,33%	-46,59%	
REMATES GYE UNO	1,51%	-45,39%	0,09%	-61,77%	
REMATES JAPON MOTOS MILAGRO	0,61%	-77,94%	0,06%	-153,32%	
REMATES JAPON MOTOS PORTOVIEJO	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
REMATES MOTOS JAPON SUR	1,46%	-47,18%	0,05%	-65,16%	
REMATES ORVE QUITO SUR	0,00%	-100,00%	0,01%	-5,04%	
REMATES ORVE SANTO DOMINGO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
REMATES UIO DOS	2,21%	-20,19%	0,05%	-23,12%	
REMATES UIO TRES	0,00%	-100,00%	0,01%	-10,30%	
REMATES UIO UNO	3,44%	24,56%	0,21%	22,66%	
SAMSUNG CCI	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
SAMSUNG EL CONDADO	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
SAMSUNG QUICENTRO SUR	0,00%	-100,00%	0,01%	-20,07%	
SERVITOTAL GYE	1,82%	-34,21%	0,06%	-42,85%	
SERVITOTAL UIO	1,43%	-48,31%	0,02%	-67,36%	
SERVITOTAL UIO RECREO	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	

Provincia	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
AZUAY	2,18%	-21,01%	0,49%	-24,18%	12,20%
BOLIVAR	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
CAÑAR	1,53%	-44,49%	0,25%	-60,12%	
CHIMBORAZO	6,01%	117,28%	0,26%	80,99%	
COTOPAXI	4,19%	51,57%	1,20%	43,07%	
EL ORO	4,27%	54,54%	3,24%	45,09%	
ESMERALDAS	1,68%	-39,11%	1,16%	-50,71%	
GUAYAS	2,41%	-12,74%	44,38%	-13,98%	
IMBABURA	4,07%	47,08%	1,22%	39,93%	
LOS RIOS	3,18%	14,89%	3,24%	14,30%	
MANABI	2,37%	-14,16%	6,50%	-15,67%	
NAPO	2,20%	-20,41%	2,61%	-23,41%	
ORELLANA	3,81%	37,81%	2,20%	33,15%	
PASTAZA	2,75%	-0,61%	0,96%	-0,63%	
PICHINCHA	2,81%	1,65%	22,69%	1,69%	
SANTA ELENA	3,58%	29,63%	2,29%	26,80%	
SANTO DOMINGO	3,09%	11,65%	2,94%	11,36%	
SUCUMBIOS	3,26%	17,90%	2,89%	16,97%	

Provincia	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
TUNGURAHUA	5,17%	87,19%	1,47%	65,21%	

Ciudad	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
AMBATO	5,19%	87,85%	1,47%	65,57%	13,48%
ATACAMES	1,44%	-48,02%	0,91%	-66,78%	
BABAHOYO	3,58%	29,35%	1,37%	26,57%	
BAHIA DE CARAQUEZ	0,00%	-100,00%	0,02%	-101,42%	
BUENA FE	4,28%	54,86%	0,18%	45,31%	
CAYAMBE	1,96%	-29,00%	0,45%	-35,07%	
CHONE	2,73%	-1,05%	1,44%	-1,08%	
CUENCA	2,18%	-21,01%	0,49%	-24,18%	
DAULE	3,28%	18,69%	1,26%	17,67%	
DURAN	1,73%	-37,40%	1,37%	-47,90%	
EL CARMEN	0,53%	-80,69%	0,19%	-166,70%	
EL COCA	3,45%	24,93%	1,78%	22,97%	
EL EMPALME	4,38%	58,57%	0,09%	47,78%	
EL PUYO	3,72%	34,48%	0,49%	30,61%	
EL QUINCHE	3,55%	28,54%	0,92%	25,92%	
EL TRIUNFO	3,02%	9,09%	0,20%	8,96%	
ESMERALDAS	1,67%	-39,70%	0,02%	-51,70%	
GUARANDA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
GUAYAQUIL	2,41%	-12,75%	38,27%	-14,00%	
IBARRA	4,05%	46,60%	1,22%	39,59%	
JIPIJAPA	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
LA CONCORDIA	3,92%	41,68%	0,95%	36,03%	
LA LIBERTAD	3,58%	29,63%	2,29%	26,80%	
LA TRONCAL	1,53%	-44,49%	0,25%	-60,12%	
LAGO AGRIO	3,46%	25,28%	2,41%	23,26%	
LATACUNGA	4,16%	50,43%	0,78%	42,28%	
MACHACHI	4,10%	48,29%	0,04%	40,78%	
MACHALA	4,24%	53,27%	3,07%	44,23%	
MANTA	2,04%	-26,24%	2,14%	-31,18%	
MILAGRO	2,00%	-27,72%	2,75%	-33,24%	
MONTECRISTI	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
NARANJAL	4,49%	62,33%	0,40%	50,24%	
NARANJITO	0,00%	-100,00%	0,05%	-203,42%	
OTAVALO	7,69%	178,32%	0,00%	107,56%	
PEDERNALES	1,72%	-37,68%	0,32%	-48,36%	
PEDRO CARBO	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
PELILEO	0,00%	-100,00%	0,01%	12,65%	
PIFO	0,82%	-70,22%	0,08%	-123,11%	
PLAYAS	0,00%	-100,00%	0,00%	61,61%	

Ciudad	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
PORTOVIEJO	2,71%	-2,03%	2,38%	-2,11%	
PUYO	1,74%	-36,94%	0,47%	-47,15%	
QUEVEDO	2,74%	-1,00%	1,69%	-1,04%	
QUININDE	2,64%	-4,51%	0,23%	-4,74%	
QUITO	2,79%	0,87%	20,50%	0,89%	
RIOBAMBA	6,01%	117,28%	0,26%	80,99%	
SACHAS	5,32%	92,46%	0,42%	68,13%	
SALCEDO	4,25%	53,71%	0,42%	44,53%	
SAN ANTONIO	0,86%	-68,94%	0,08%	-118,87%	
SAN MIGUEL DE LOS BANCOS	1,48%	-46,53%	0,14%	-63,92%	
SANGOLQUI	4,14%	49,85%	0,40%	41,87%	
SANTA ROSA	4,92%	77,94%	0,17%	59,87%	
SANTO DOMINGO	2,69%	-2,63%	1,99%	-2,74%	
SHUSHUFINDI	2,23%	-19,36%	0,48%	-22,07%	
TENA	2,20%	-20,41%	2,61%	-23,41%	
TUMBACO	3,79%	37,18%	0,07%	32,68%	

Estado Civil	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
CASADO	3,75%	35,55%	23,27%	31,43%	13,41%
DIVORCIADO	1,52%	-45,00%	7,77%	-61,05%	
SOLTERO	2,56%	-7,54%	68,21%	-8,05%	
UNION LIBRE	0,00%	-100,00%	0,01%	-83,39%	
VIUDO	4,02%	45,61%	0,67%	38,88%	
(null)	5,85%	111,70%	0,06%	78,23%	

Plazo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
3	1,94%	-29,86%	0,64%	-36,31%	11,68%
4	1,98%	-28,44%	0,28%	-34,27%	
5	2,11%	-23,59%	0,33%	-27,57%	
6	2,99%	8,26%	3,65%	8,17%	
7	2,41%	-12,81%	0,66%	-14,08%	
8	2,23%	-19,21%	1,28%	-21,87%	
9	3,25%	17,43%	3,31%	16,56%	
10	2,46%	-10,91%	2,41%	-11,86%	
11	3,24%	17,22%	1,74%	16,38%	
12	2,50%	-9,56%	28,06%	-10,32%	
13	3,00%	8,48%	0,19%	8,38%	
14	3,00%	8,39%	2,14%	8,30%	
15	2,66%	-3,79%	13,25%	-3,97%	
16	1,11%	-59,75%	0,31%	-92,70%	
17	5,34%	93,05%	1,92%	68,46%	
18	2,52%	-8,66%	30,93%	-9,30%	

Plazo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
19	5,35%	93,49%	0,06%	68,70%	
20	4,38%	58,33%	0,21%	47,62%	
21	4,41%	59,45%	0,10%	48,36%	
22	5,64%	104,05%	0,84%	74,32%	
23	5,33%	92,80%	0,19%	68,32%	
24	3,68%	32,99%	7,43%	29,45%	
36	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
(null)	6,04%	118,68%	0,06%	81,68%	

Cuota_Castigo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
1	0,53%	-80,78%	22,36%	-167,19%	63,11%
2	1,15%	-58,38%	11,13%	-89,31%	
3	2,06%	-25,30%	8,15%	-29,88%	
4	2,35%	-14,82%	6,85%	-16,45%	
5	3,08%	11,57%	6,15%	11,27%	
6	3,03%	9,46%	5,90%	9,31%	
7	3,43%	24,04%	5,12%	22,23%	
8	3,93%	42,28%	4,31%	36,48%	
9	4,37%	58,15%	4,17%	47,51%	
10	4,23%	52,92%	3,92%	43,99%	
11	4,32%	56,34%	3,94%	46,30%	
12	4,50%	62,80%	3,87%	50,54%	
13	5,71%	106,63%	2,37%	75,66%	
14	5,75%	108,06%	2,28%	76,39%	
15	5,61%	102,84%	2,33%	73,69%	
16	5,86%	112,10%	1,89%	78,43%	
17	4,19%	51,74%	2,11%	43,18%	
18	3,65%	32,10%	1,71%	28,75%	
19	10,01%	262,32%	0,25%	136,48%	
20	11,08%	301,06%	0,29%	147,84%	
21	11,94%	331,85%	0,21%	156,20%	
22	7,92%	186,59%	0,21%	110,74%	
23	5,53%	99,95%	0,26%	72,17%	
24	3,28%	18,50%	0,16%	17,50%	
(null)	7,85%	184,15%	0,07%	109,81%	

Score	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
AI	1,37%	-50,44%	0,03%	-71,61%	52,48%
NI	0,47%	-83,01%	0,07%	-179,61%	
RALT	15,50%	460,84%	3,26%	186,47%	
RBAJ	33,33%	1106,06%	0,00%	286,74%	
RMEA	71,43%	2484,42%	0,00%	447,68%	

Score	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
RMED	50,00%	1709,09%	0,00%	356,05%	
RMUA	2,43%	-11,95%	92,43%	-13,07%	
SD	0,07%	-97,39%	2,85%	-367,16%	
(null)	0,23%	-91,76%	1,36%	-252,22%	

Segmento	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
O. Seleccion.	0,00%	-100,00%	0,02%	-92,81%	21,80%
A	4,72%	70,88%	11,96%	55,62%	
B	3,99%	44,22%	8,72%	37,88%	
C	3,05%	10,45%	30,78%	10,23%	
D	2,29%	-17,03%	10,70%	-19,15%	
E	1,73%	-37,46%	36,88%	-48,00%	
F	2,38%	-13,96%	0,27%	-15,43%	
G	2,72%	-1,41%	0,13%	-1,46%	
S	3,19%	15,39%	0,48%	14,76%	
(null)	6,04%	118,68%	0,06%	81,68%	

Canal	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
ALMACENES ISTORE	3,21%	16,25%	0,09%	15,52%	8,61%
ALMACENES JAPON	2,87%	3,91%	55,06%	3,94%	
ALMACENES ORVE	2,63%	-4,92%	37,90%	-5,19%	
HOME APPLIANCES	3,79%	37,30%	0,31%	32,76%	
ICESA	1,48%	-46,40%	0,51%	-63,67%	
JAPON MOTOS	0,38%	-86,27%	0,18%	-200,97%	
JAPON PUERTEO	0,00%	-100,00%	0,02%	-126,78%	
LOCO LUIS	5,88%	112,83%	0,02%	78,79%	
ORVE PUERTEO	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
SAMSUNG STORE	0,00%	-100,00%	0,02%	-111,23%	
SERVICIO AL CLIENTE	3,05%	10,28%	0,29%	10,08%	
VENTAS DIRECTAS	2,71%	-2,01%	5,54%	-2,08%	
(null)	6,04%	118,68%	0,06%	81,68%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
A S AIRE ACOND SP	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	15,86%
A S ALL IN ONE	0,00%	-100,00%	0,02%	-125,17%	
A S ASPIRADORA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
A/A SPLIT	3,28%	18,63%	1,05%	17,61%	
A/A VENTANA	23,53%	751,34%	0,01%	238,19%	
AIRE ACONDICIONADO	4,40%	59,04%	0,03%	48,09%	
AIRE ACONDICIONADO MULTISPLIT	9,09%	228,93%	0,00%	125,79%	
AIRE ACONDICIONADO SPLIT	1,56%	-43,54%	0,53%	-58,39%	
AIRE ACONDICIONADO VENTANA	0,96%	-65,38%	0,07%	-107,90%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
ALACENA	9,09%	228,93%	0,00%	125,79%	
ALFORJA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ALL IN ONE	4,11%	48,65%	2,75%	41,03%	
AMIGO KIT	2,72%	-1,49%	1,39%	-1,54%	
AMIGO KIT (TELF CELULAR)	0,00%	-100,00%	0,01%	6,40%	
AMIGO KIT-I (TELF CELULAR)	3,45%	24,76%	0,01%	22,83%	
AMPLIFICADOR PARA AUTO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ANTENA PREPAGO	0,36%	-86,94%	0,10%	-205,99%	
ANTENA PREPAGO HD	1,13%	-59,07%	0,46%	-91,00%	
AS ASISTENCIA PC ESTUDIANTIL	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ASPIRADORA	1,80%	-34,81%	0,08%	-43,77%	
AUDIFONO	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
BATIDOR MANUAL	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
BATIDORA DE PEDESTAL	0,00%	-100,00%	0,01%	-10,30%	
BIBLIOTECA	0,00%	-100,00%	0,00%	99,56%	
BICICLETA	5,41%	95,58%	0,03%	69,83%	
BICICLETA FITNESS	100,00%	3518,18%	0,00%	465,91%	
BLANCA	5,88%	112,83%	0,02%	78,79%	
BLANCA MENOR	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
BLURAY	7,84%	183,78%	0,04%	109,67%	
BLURAY 3D	1,83%	-33,61%	0,04%	-41,92%	
BOCINA	0,00%	-100,00%	0,02%	-132,98%	
BOCINA PORTATIL	0,00%	-100,00%	0,06%	-224,16%	
CAFETERA EXPRESO Y CAPUCHINO	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
CALEFON	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
CAMARA	2,89%	4,57%	0,24%	4,60%	
CAMARA 3D	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
CAMARA DIGITAL	0,00%	-100,00%	0,07%	-247,26%	
CAMARA FOTOGRAFICA	2,69%	-2,84%	0,32%	-2,96%	
CASCO	6,45%	133,43%	0,01%	88,64%	
CINE EN CASA BLURAY 3D	3,03%	9,64%	0,01%	9,48%	
CINE EN CASA D.V.D.	3,97%	43,58%	0,04%	37,42%	
COCINA	1,63%	-40,91%	2,54%	-53,77%	
COCINA DE INDUCCION	4,07%	47,08%	0,21%	39,93%	
COCINA EMPOTRABLE	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
COCINA GAS	2,33%	-15,76%	0,60%	-17,60%	
COJIN DORMITORIO	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
COLCHON	5,07%	83,61%	0,12%	63,17%	
COMBO 3 EN 1	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
COMBO OSTER	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
COMPUTACION Y TECNOLOGIA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
COMPUTADOR	3,91%	41,34%	0,04%	35,78%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
COMPUTADOR + LICENCIA GENUINA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
COMPUTADOR PORTATIL	0,00%	-100,00%	0,03%	-148,29%	
COMPUTADOR PORTATIL RJ	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	
CONGELADOR	3,13%	13,07%	0,12%	12,65%	
CONGELADOR HORIZONTAL	3,75%	35,56%	0,65%	31,44%	
CONSOLA	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
CONTROLADORES	25,00%	804,55%	0,00%	246,19%	
COOK TOP	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
DESKTOP	1,55%	-44,05%	0,20%	-59,31%	
DISCO DURO EXTERNO	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
DISPENSADOR DE AGUA	1,06%	-61,51%	0,03%	-97,21%	
DOCKING STATION	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
DVD	4,88%	76,50%	0,01%	59,01%	
DVD PORTATIL	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ELECTRONICA MENOR	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
ENCIMERA GAS	8,33%	201,52%	0,00%	116,26%	
ENCIMERA INDUCCION	4,60%	66,35%	0,06%	52,80%	
ENFRIADOR	2,27%	-17,77%	0,02%	-20,07%	
ENFRIADOR PORTATIL	3,83%	38,72%	0,11%	33,83%	
EXTRACTOR DE JUGOS	2,80%	1,21%	0,05%	1,24%	
EXTRACTOR DE JUGOS RJ	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
EXTRACTOR DE OLORES	11,11%	302,02%	0,00%	148,11%	
FACTURA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
FILMADORA	1,20%	-56,41%	0,03%	-84,62%	
FRIGOBAR	4,88%	76,68%	0,16%	59,12%	
GALAXY CAMARA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
GOGGLES	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
HIDROLAVADORA	0,00%	-100,00%	0,02%	-132,98%	
HORNO ELECTRICO	7,14%	158,44%	0,01%	99,56%	
HORNO EMPOTRABLE A GAS	0,00%	-100,00%	0,00%	72,73%	
IMPERMEABLE	16,67%	503,03%	0,01%	195,11%	
IMPRESORA	2,92%	5,73%	0,11%	5,73%	
IPAD	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JUEGO DE COMEDOR	2,68%	-3,08%	0,04%	-3,22%	
JUEGO DE CONSOLA	1,83%	-33,61%	0,64%	-41,92%	
JUEGO DE DORMITORIO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JUEGO DE OLLAS	4,55%	64,46%	0,02%	51,60%	
JUEGO DE SALA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
JUEGO PORTATIL	0,00%	-100,00%	0,02%	-114,90%	
JUEGO PS3	6,12%	121,52%	0,02%	83,05%	
JUEGO PS4	0,00%	-100,00%	0,00%	34,17%	
JUEGO PSVITA	13,64%	393,39%	0,01%	171,47%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
KARAOKE	22,73%	722,31%	0,01%	233,68%	
KIT DE TELADO + MOUSE	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
LAMINA INVISIBLE	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
LAVADORA	1,96%	-29,14%	0,28%	-35,27%	
LAVADORA - SECADORA	4,55%	64,46%	0,04%	51,60%	
LAVADORA CF	3,03%	9,64%	0,05%	9,48%	
LAVADORA CS	3,14%	13,60%	5,25%	13,14%	
LAVADORA DOBLE TANQUE	2,26%	-18,31%	2,33%	-20,75%	
LAVAVAJILLA	0,00%	-100,00%	0,01%	-24,61%	
LAVAVAJILLAS EMPOTRABLE	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
LCD	1,46%	-47,31%	0,64%	-65,41%	
LCD 3D	0,00%	-100,00%	0,01%	-5,04%	
LECTOR TARJETAS USB	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
LED	2,46%	-11,03%	26,78%	-12,00%	
LED 3D	2,66%	-3,70%	0,63%	-3,87%	
LED 4K	7,37%	166,60%	0,03%	102,91%	
LICUADORA	2,96%	6,98%	0,33%	6,94%	
LISTO PACK	2,88%	4,31%	0,76%	4,34%	
LISTO PACK (POSPAGO)	6,47%	134,27%	0,05%	89,02%	
LISTO PACK (TELF CELULAR)	0,00%	-100,00%	0,01%	-51,70%	
MAC MINI	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
MACBOOK AIR	2,08%	-24,83%	2,10%	-29,25%	
MACBOOK PRO	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
MAQUINA DE COSER	2,33%	-15,86%	0,06%	-17,71%	
MICROCOMPONENTE	1,55%	-43,80%	0,18%	-58,85%	
MICROONDA	0,67%	-75,68%	0,20%	-143,50%	
MICROONDAS	5,44%	96,82%	0,30%	70,50%	
MIDICOMPONENTE	0,98%	-64,53%	0,07%	-105,46%	
MINI BAR	0,00%	-100,00%	0,00%	99,56%	
MINICOMPONENTE	2,89%	4,57%	3,10%	4,60%	
MONITOR LCD	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
MOTO	3,50%	26,69%	13,54%	24,42%	
MOTO DE PASEO	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
MOTOGUADANA	3,41%	23,35%	0,09%	21,65%	
MOVIL CNT	3,82%	38,26%	0,53%	33,49%	
MP3 EXHIBICION	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
MUEBLES DE SALA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
NETBOOK	1,00%	-63,73%	0,14%	-103,21%	
NEVERA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
NOTEBOOK	3,61%	30,54%	3,72%	27,53%	
OFFICE PARA MAC BUSINESS	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
OLLA ARROCERA	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
OLLA DE PRESION	0,00%	-100,00%	0,02%	-92,81%	
PACK SEGURO ACCID. PERSONALES JAPON	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
PACK SEGURO PROTECCION FAMILIAR	8,33%	201,52%	0,00%	116,26%	
PANTALLA PARA AUTO	11,11%	302,02%	0,00%	148,11%	
PARLANTE	2,23%	-19,24%	2,34%	-21,92%	
PARLANTE BLUETOOTH	7,69%	178,32%	0,00%	107,56%	
PARLANTES	0,00%	-100,00%	0,00%	61,61%	
PARRILLA ELECTRICA	0,00%	-100,00%	0,01%	-20,07%	
PLANCHA	0,00%	-100,00%	0,00%	116,26%	
PLASMA	2,76%	-0,29%	0,61%	-0,29%	
PLASMA 3D	1,36%	-50,88%	0,08%	-72,54%	
PLATAFORMA VIBRATORIA	45,45%	1544,63%	0,00%	337,82%	
PLAY STATION VITA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
PLAYSTATION 3	2,44%	-11,64%	0,53%	-12,70%	
PLAYSTATION 4	5,60%	102,74%	0,08%	73,64%	
PROCESADOR	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
PROCESADOR DE ALIMENTOS	11,11%	302,02%	0,01%	148,11%	
PROYECTOR	6,25%	126,14%	0,01%	85,25%	
PURIFICADOR DE AGUA	0,00%	-100,00%	0,00%	51,60%	
RADIO GRABADORA	4,30%	55,62%	0,03%	45,82%	
RADIO PARA AUTO	3,26%	17,98%	0,13%	17,05%	
REFRACTARIOS	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
REFRIGERACION	3,90%	40,97%	0,08%	35,51%	
REFRIGERADOR FROST	1,60%	-42,07%	0,24%	-55,78%	
REFRIGERADOR NO FROST	3,34%	20,74%	4,13%	19,44%	
REFRIGERADOR VITRINA VERTICAL RJ	0,00%	-100,00%	0,01%	-64,42%	
REFRIGERADORA	2,10%	-24,10%	4,04%	-28,26%	
REFRIGERADORA RJ	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
REGALO TABLET	0,96%	-65,33%	0,39%	-107,77%	
RELOJ	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
RELOJ ANALOGO	4,55%	64,46%	0,01%	51,60%	
RELOJ DE CABALLEROS	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
RELOJ DIGITAL	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
REPRODUCTOR BLU-RAY	0,00%	-100,00%	0,04%	-193,25%	
REPRODUCTOR BLU-RAY 3D	5,45%	97,36%	0,02%	70,79%	
SANDWICHERA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
SECADORA A GAS	5,77%	108,74%	0,04%	76,73%	
SECADORA ELECTRICA	2,01%	-27,27%	0,07%	-32,62%	
SECADORA GAS	7,02%	153,91%	0,02%	97,65%	
SIDE KICK	100,00%	3518,18%	0,00%	465,91%	
SIDE X SIDE	3,90%	41,13%	0,10%	35,63%	
SMART WATCH	0,88%	-67,98%	0,04%	-115,80%	

Artículo	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
SOFA CAMA	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
TABLET	3,26%	17,92%	1,26%	16,99%	
TABLET PC	3,50%	26,64%	0,07%	24,38%	
TEATRO EN CASA	5,33%	92,68%	0,06%	68,26%	
TECLADO	18,18%	557,85%	0,00%	205,65%	
TECLADO+MOUSE+PARLANTES	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
TELEFONIA CELULAR	2,12%	-23,48%	0,52%	-27,42%	
TELEFONIA MOVIL	0,00%	-100,00%	0,01%	-61,39%	
TELEFONO	3,33%	20,61%	0,05%	19,32%	
TELEFONO ALAMBRICO	0,00%	-100,00%	0,02%	-132,98%	
TELEFONO CELULAR	2,71%	-2,10%	8,28%	-2,18%	
TELEFONO CELULAR RJ	0,00%	-100,00%	0,01%	-83,39%	
TELEFONO INALAMBRICO	4,44%	60,81%	0,02%	49,25%	
TELEVISION	0,00%	-100,00%	0,03%	-161,56%	
TELEVISOR	4,64%	67,93%	0,08%	53,79%	
TOSTADORA	100,00%	3518,18%	0,00%	517,00%	
TURBO OVEN	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
VENTILADOR	0,00%	-100,00%	0,00%	42,50%	
VITRINA	0,00%	-100,00%	0,03%	-155,75%	
VITRINA VERTICAL	5,56%	101,20%	0,36%	72,83%	
WAFLERA	23,53%	751,34%	0,01%	238,19%	
WII FIT PLUS	0,00%	-100,00%	0,00%	61,61%	
X-BOX	0,00%	-100,00%	0,01%	0,52%	
(null)	0,23%	-91,76%	1,36%	-252,22%	

Tipo_Cliente	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
CLIENTE	4,20%	51,98%	21,53%	43,35%	14,89%
NO CLIENTE	2,37%	-14,37%	78,41%	-15,92%	
(null)	6,04%	118,68%	0,06%	81,68%	

Meses_Desde_Creación	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
1	16,67%	503,03%	0,00%	195,11%	19,02%
2	16,67%	503,03%	0,00%	195,11%	
3	23,08%	734,97%	0,00%	235,66%	
4	3,51%	26,95%	0,02%	24,63%	
5	1,45%	-47,36%	0,35%	-65,50%	
6	1,50%	-45,66%	0,78%	-62,29%	
7	2,02%	-26,81%	1,48%	-31,97%	
8	2,62%	-5,27%	2,03%	-5,56%	
9	2,68%	-2,92%	2,43%	-3,04%	
10	3,13%	13,30%	2,86%	12,86%	
11	2,95%	6,71%	3,07%	6,69%	

Meses_Desde_Creación	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
12	3,12%	12,78%	3,39%	12,39%	
13	3,25%	17,47%	3,59%	16,60%	
14	3,43%	23,93%	3,71%	22,14%	
15	3,25%	17,75%	3,70%	16,85%	
16	3,53%	27,62%	3,49%	25,18%	
17	3,70%	33,76%	3,50%	30,05%	
18	3,59%	29,76%	3,36%	26,90%	
19	3,79%	36,99%	3,35%	32,53%	
20	3,92%	41,75%	3,25%	36,08%	
21	4,06%	46,80%	3,19%	39,73%	
22	3,97%	43,78%	3,14%	37,56%	
23	3,69%	33,49%	3,02%	29,84%	
24	3,09%	11,71%	3,09%	11,41%	
25	2,96%	7,23%	3,06%	7,19%	
26	2,77%	0,19%	3,11%	0,20%	
27	2,64%	-4,56%	3,14%	-4,79%	
28	2,57%	-7,15%	2,96%	-7,62%	
29	2,30%	-16,95%	3,04%	-19,05%	
30	2,10%	-24,16%	3,03%	-28,34%	
31	2,04%	-26,10%	3,03%	-30,99%	
32	1,73%	-37,41%	3,04%	-47,92%	
33	1,67%	-39,49%	3,00%	-51,35%	
34	1,50%	-45,61%	2,88%	-62,19%	
35	1,38%	-49,97%	2,53%	-70,66%	
36	1,50%	-45,83%	2,27%	-62,61%	
37	1,34%	-51,53%	2,02%	-73,87%	
38	1,35%	-51,12%	1,73%	-73,01%	
39	1,33%	-51,70%	1,44%	-74,23%	
40	1,41%	-49,11%	1,05%	-68,93%	
41	1,32%	-52,18%	0,75%	-75,23%	
42	1,38%	-50,16%	0,55%	-71,04%	
43	1,09%	-60,63%	0,32%	-94,92%	
44	1,11%	-59,89%	0,15%	-93,04%	
45	0,00%	-100,00%	0,01%	-61,39%	
(null)	6,33%	129,21%	0,08%	86,69%	

Edad_Cliente	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
14	0,00%	-100,00%	0,00%	136,33%	12,19%
15	0,00%	-100,00%	0,00%	85,25%	
20	0,00%	-100,00%	0,05%	-219,20%	
21	1,90%	-31,25%	0,34%	-38,36%	
22	2,51%	-9,06%	2,06%	-9,76%	

Edad_Cliente	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
23	2,71%	-1,85%	5,26%	-1,92%	
24	2,46%	-11,08%	6,86%	-12,05%	
25	2,16%	-22,01%	6,10%	-25,49%	
26	1,77%	-36,08%	5,77%	-45,78%	
27	2,58%	-6,75%	5,45%	-7,18%	
28	2,30%	-16,64%	4,77%	-18,68%	
29	2,51%	-9,24%	4,26%	-9,96%	
30	2,34%	-15,47%	3,92%	-17,24%	
31	2,79%	0,84%	3,47%	0,86%	
32	2,67%	-3,31%	3,35%	-3,46%	
33	2,76%	-0,14%	3,26%	-0,14%	
34	2,83%	2,44%	3,26%	2,48%	
35	2,40%	-13,18%	2,86%	-14,51%	
36	2,46%	-11,05%	2,75%	-12,02%	
37	2,26%	-18,08%	2,62%	-20,46%	
38	2,92%	5,50%	2,40%	5,51%	
39	2,47%	-10,45%	2,12%	-11,34%	
40	3,46%	25,35%	2,14%	23,31%	
41	2,70%	-2,27%	1,82%	-2,36%	
42	3,07%	11,24%	1,79%	10,97%	
43	2,59%	-6,25%	1,67%	-6,63%	
44	2,87%	3,77%	1,60%	3,81%	
45	3,35%	21,22%	1,56%	19,85%	
46	3,37%	22,00%	1,64%	20,51%	
47	3,26%	18,07%	1,42%	17,13%	
48	4,11%	48,61%	1,40%	41,00%	
49	3,55%	28,34%	1,26%	25,76%	
50	4,34%	57,17%	1,13%	46,85%	
51	3,48%	26,09%	1,06%	23,93%	
52	4,08%	47,50%	1,15%	40,23%	
53	4,29%	55,17%	0,98%	45,52%	
54	3,63%	31,23%	0,86%	28,07%	
55	3,16%	14,23%	0,87%	13,71%	
56	3,03%	9,55%	0,79%	9,39%	
57	3,82%	38,27%	0,70%	33,50%	
58	4,00%	44,81%	0,63%	38,30%	
59	4,91%	77,74%	0,59%	59,75%	
60	4,60%	66,58%	0,56%	52,94%	
61	4,97%	79,68%	0,46%	60,89%	
62	4,02%	45,36%	0,47%	38,70%	
63	3,44%	24,59%	0,48%	22,68%	
64	3,61%	30,47%	0,39%	27,47%	

Edad_Cliente	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
65	3,70%	34,01%	0,29%	30,24%	
66	3,39%	22,57%	0,25%	20,99%	
67	5,22%	89,01%	0,23%	66,23%	
68	4,49%	62,55%	0,21%	50,37%	
69	4,54%	64,16%	0,19%	51,41%	
70	4,01%	45,02%	0,17%	38,46%	
71	3,53%	27,70%	0,12%	25,24%	
72	1,81%	-34,51%	0,08%	-43,31%	
73	0,00%	-100,00%	0,03%	-156,94%	
74	0,00%	-100,00%	0,00%	26,47%	
(null)	5,85%	111,70%	0,06%	78,23%	

Pagos_Últimos_3_meses	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0	1,56%	-43,60%	96,33%	-58,51%	166,96%
1	26,92%	873,96%	2,59%	256,18%	
2	47,72%	1626,65%	0,81%	346,93%	
3	66,80%	2316,82%	0,26%	425,95%	

Pagos_Últimos_6_meses	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0	1,45%	-47,53%	94,91%	-65,84%	168,39%
1	19,62%	609,92%	3,30%	215,04%	
2	34,02%	1130,77%	1,06%	289,80%	
3	45,22%	1536,25%	0,43%	336,89%	
4	56,03%	1927,21%	0,19%	380,28%	
5	61,70%	2132,50%	0,08%	403,75%	
6	82,18%	2873,36%	0,03%	508,90%	

Pagos_Últimos_9_meses	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0	1,42%	-48,62%	94,01%	-67,96%	163,39%
1	16,75%	506,00%	3,83%	195,70%	
2	29,13%	953,99%	1,22%	267,15%	
3	39,77%	1338,80%	0,50%	314,53%	
4	49,26%	1682,49%	0,23%	353,11%	
5	51,12%	1749,75%	0,12%	360,55%	
6	61,07%	2109,76%	0,05%	401,09%	
7	61,54%	2126,57%	0,02%	403,05%	
8	90,48%	3173,60%	0,01%	581,18%	
9	93,33%	3276,97%	0,01%	619,96%	

Pagos_Últimos_12_meses	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0	1,52%	-44,93%	93,85%	-60,92%	144,19%
1	14,64%	429,68%	3,91%	179,74%	

Pagos_Últimos_12_meses	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
2	26,03%	841,94%	1,25%	251,63%	
3	37,98%	1274,03%	0,51%	306,99%	
4	46,10%	1567,96%	0,24%	340,42%	
5	49,22%	1680,97%	0,13%	352,94%	
6	56,99%	1962,18%	0,07%	384,22%	
7	57,30%	1973,34%	0,03%	385,48%	
8	70,83%	2462,88%	0,01%	444,78%	
9	100,00%	3518,18%	0,00%	575,78%	
10	100,00%	3518,18%	0,00%	612,55%	
11	100,00%	3518,18%	0,00%	595,84%	
12	100,00%	3518,18%	0,00%	595,84%	

Rango_Valor_Cuota	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0-25	1,46%	-47,30%	1,30%	-65,39%	9,26%
100,01-125	3,14%	13,50%	14,27%	13,05%	
125,01-150	3,18%	14,99%	8,37%	14,40%	
150,01-175	3,09%	11,88%	3,83%	11,57%	
175,01-200	3,03%	9,47%	2,17%	9,32%	
200,01-225	2,35%	-15,12%	0,86%	-16,82%	
225,01-250	1,93%	-30,05%	0,59%	-36,59%	
25,01-50	2,81%	1,62%	14,90%	1,65%	
250,01-275	2,66%	-3,79%	0,30%	-3,98%	
275,01-300	1,16%	-58,00%	0,21%	-88,38%	
300,01-325	2,07%	-25,24%	0,17%	-29,81%	
325,01-350	0,64%	-76,81%	0,11%	-148,29%	
350,01-375	1,52%	-44,97%	0,09%	-61,00%	
375,01-400	2,73%	-1,32%	0,04%	-1,37%	
400,01-425	0,00%	-100,00%	0,02%	-135,95%	
425,01-450	0,00%	-100,00%	0,01%	-80,89%	
450,01-475	2,17%	-21,34%	0,02%	-24,61%	
475,01-500	2,50%	-9,55%	0,01%	-10,30%	
50,01-75	2,55%	-7,91%	26,29%	-8,47%	
75,01-100	2,68%	-2,93%	26,33%	-3,06%	
Mayor a 500	0,58%	-79,09%	0,06%	-158,70%	
(null)	6,04%	118,68%	0,06%	81,68%	

Rango_Capital_Castigado	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0-100	2,76%	-0,30%	5,43%	-0,30%	40,36%
100,01-200	3,47%	25,66%	9,27%	23,57%	
1000,01-1100	1,37%	-50,30%	5,12%	-71,34%	
1100,01-1200	1,68%	-39,16%	4,47%	-50,79%	
1200,01-1300	1,16%	-58,09%	4,18%	-88,61%	

Rango_Capital_Castigado	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
1300,01-1400	1,37%	-50,27%	3,00%	-71,28%	
1400,01-1500	1,03%	-62,81%	3,04%	-100,69%	
1500,01-1600	0,81%	-70,56%	3,25%	-124,26%	
1600,01-1700	1,86%	-32,68%	1,73%	-40,49%	
1700,01-1800	2,11%	-23,72%	0,98%	-27,75%	
1800,01-1900	0,88%	-68,33%	0,98%	-116,90%	
1900,01-2000	0,54%	-80,32%	1,01%	-164,79%	
200,01-300	5,33%	92,96%	8,84%	68,41%	
2000,01-2100	0,43%	-84,48%	1,20%	-188,71%	
2100,01-2200	0,22%	-91,89%	0,46%	-253,75%	
2200,01-2300	1,57%	-43,22%	0,24%	-57,83%	
2300,01-2400	1,15%	-58,47%	0,24%	-89,53%	
2400,01-2500	0,00%	-100,00%	0,15%	-318,12%	
2500,01-2600	0,40%	-85,44%	0,17%	-195,09%	
300,01-400	5,47%	97,85%	7,88%	71,06%	
400,01-500	3,84%	38,80%	7,20%	33,90%	
500,01-600	3,34%	20,76%	6,71%	19,46%	
600,01-700	2,47%	-10,47%	6,42%	-11,36%	
700,01-800	2,22%	-19,68%	6,17%	-22,47%	
800,01-900	2,05%	-25,79%	6,16%	-30,56%	
900,01-1000	1,65%	-40,14%	5,62%	-52,45%	
Mayor a 2600	1,04%	-62,31%	0,07%	-99,33%	

Rango_Saldo_Asignado	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
0-100	4,74%	71,36%	3,49%	55,91%	54,26%
100,01-200	4,90%	77,13%	7,14%	59,39%	
1000,01-1100	1,77%	-35,82%	4,41%	-45,36%	
1100,01-1200	1,69%	-38,73%	4,42%	-50,08%	
1200,01-1300	1,32%	-52,22%	4,06%	-75,33%	
1300,01-1400	1,24%	-55,28%	3,97%	-82,04%	
1400,01-1500	1,05%	-61,94%	3,79%	-98,34%	
1500,01-1600	1,19%	-56,89%	3,17%	-85,75%	
1600,01-1700	0,78%	-71,95%	3,28%	-129,16%	
1700,01-1800	1,10%	-60,35%	2,63%	-94,21%	
1800,01-1900	1,20%	-56,58%	2,06%	-85,02%	
1900,01-2000	0,95%	-65,46%	2,12%	-108,14%	
200,01-300	5,16%	86,62%	7,29%	64,88%	
2000,01-2100	0,80%	-71,11%	2,32%	-126,18%	
2100,01-2200	0,78%	-71,89%	2,16%	-128,91%	
2200,01-2300	1,25%	-54,88%	1,05%	-81,12%	
2300,01-2400	0,88%	-68,14%	0,78%	-116,29%	
2400,01-2500	0,65%	-76,39%	0,68%	-146,49%	

Rango_Saldo_Asignado	% Buenos	% REF	% Participación	WOE	IV
2500,01-2600	0,51%	-81,52%	0,67%	-171,14%	
300,01-400	5,42%	95,96%	6,57%	70,04%	
400,01-500	4,91%	77,72%	5,76%	59,74%	
500,01-600	3,96%	43,26%	5,44%	37,18%	
600,01-700	3,22%	16,46%	5,12%	15,70%	
700,01-800	2,71%	-1,77%	4,92%	-1,84%	
800,01-900	2,30%	-16,60%	4,90%	-18,63%	
900,01-1000	2,18%	-21,22%	4,56%	-24,45%	
Mayor a 2600	0,39%	-85,83%	3,24%	-197,83%	

Anexo III – Categorías susceptibles para el modelo.

P/C	Variable	Categoría	%Buenos	% REF	%Participación
P1	Clase_Castigo	CARTERA DEVUELTA (PI)	3,41%	23,37%	4,74%
P2	Clase_Castigo	CARTERA PICHINCHA-RENEGOCIADA	4,76%	72,13%	3,21%
C3	Clase_Castigo	CARTERA RENEGOCIADA (PI)	1,82%	-33,98%	3,71%
C4	Clase_Castigo	PICHINCHA	0,59%	-78,65%	6,58%
C5	Agencia	JAP 9 OCTUBRE	2,52%	-8,92%	6,98%
P6	Agencia	JAPON PARQUE CALIFORNIA	3,46%	25,17%	2,41%
C7	Agencia	JAPON PORTETE	1,91%	-30,82%	2,71%
C8	Agencia	MATRIZ CREDITO	0,90%	-67,39%	2,29%
C9	Agencia	ORVE MALL DEL SUR	2,11%	-23,74%	2,59%
P10	Agencia	ORVE PARQUE CALIFORNIA	3,29%	18,87%	2,36%
P11	Provincia	EL ORO	4,27%	54,54%	3,24%
C12	Provincia	NAPO	2,20%	-20,41%	2,61%
P13	Provincia	ORELLANA	3,81%	37,81%	2,20%
P14	Provincia	SANTA ELENA	3,58%	29,63%	2,29%
P15	Provincia	SUCUMBIOS	3,26%	17,90%	2,89%
P16	Ciudad	LA LIBERTAD, LAGO AGRIO	3,52%	27,40%	4,70%
P17	Ciudad	MACHALA	4,24%	53,27%	3,07%
C18	Ciudad	MANTA, MILAGRO	2,02%	-27,07%	4,89%
C19	Ciudad	TENA	2,20%	-20,41%	2,61%
P20	Estado_Civil	CASADO	3,75%	35,55%	23,27%
C21	Estado_Civil	DIVORCIADO	1,52%	-45,00%	7,77%
C22	Plazo	Hasta 5	1,99%	-27,90%	1,24%
P23	Plazo	24	3,68%	32,99%	7,43%
C24	Cuota_Castigo	1	0,53%	-80,78%	22,36%
C25	Cuota_Castigo	2	1,15%	-58,38%	11,13%
C26	Cuota_Castigo	3	2,06%	-25,30%	8,15%
P27	Cuota_Castigo	8-11	4,21%	52,27%	16,35%
P28	Cuota_Castigo	12-24	5,30%	91,86%	17,93%
P29	Score	RALT	15,50%	460,84%	3,26%
C30	Score	SD, #N/A	0,12%	-95,57%	4,21%
P31	Segmento	A	4,72%	70,88%	11,96%
P32	Segmento	B	3,99%	44,22%	8,72%
C33	Segmento	D	2,29%	-17,03%	10,70%
C34	Segmento	E	1,73%	-37,46%	36,88%
P35	Artículo	ALL IN ONE	4,11%	48,65%	2,75%
C36	Artículo	COCINA	1,63%	-40,91%	2,54%
C37	Artículo	LAVADORA DOBLE TANQUE	2,26%	-18,31%	2,33%
C38	Artículo	MACBOOK AIR	2,08%	-24,83%	2,10%
P39	Artículo	MOTO	3,50%	26,69%	13,54%
P40	Artículo	NOTEBOOK	3,61%	30,54%	3,72%
C41	Artículo	PARLANTE	2,23%	-19,24%	2,34%
P42	Artículo	REFRIGERADOR NO FROST	3,34%	20,74%	4,13%
C43	Artículo	REFRIGERADORA	2,10%	-24,10%	4,04%
P44	Tipo_Cliente	CLIENTE	4,20%	51,98%	21,53%

P/C	Variable	Categoría	%Buenos	% REF	%Participación
C45	Meses_Desde_Creacion	Mayor a 28	1,68%	-39,32%	30,83%
C46	Edad_Cliente	Menor a 27	2,28%	-17,52%	26,46%
P47	Edad_Cliente	48-57	3,79%	37,07%	10,20%
P48	Edad_Cliente	Mayor a 57	4,15%	50,32%	5,14%
P49	Pagos_Últimos_3_meses	1	26,92%	873,96%	2,59%
P50	Pagos_Últimos_3_meses	Mayor a 1	52,40%	1796,06%	1,08%
P51	Pagos_Últimos_6_meses	1	19,62%	609,92%	3,30%
P52	Pagos_Últimos_6_meses	Mayor a 1	41,25%	1392,65%	1,80%
P53	Pagos_Últimos_9_meses	1	16,75%	506,00%	3,83%
P54	Pagos_Últimos_9_meses	2	29,13%	953,99%	1,22%
P55	Pagos_Últimos_9_meses	Mayor a 2	45,96%	1563,02%	0,94%
P56	Pagos_Últimos_12_meses	1	14,64%	429,68%	3,91%
P57	Pagos_Últimos_12_meses	2	26,03%	841,94%	1,25%
P58	Pagos_Últimos_12_meses	Mayor a 2	44,03%	1493,05%	0,99%
C59	Valor_Cuota	Mayor a 200	1,99%	-27,89%	2,48%
P60	Capital_Castigado	Hasta 200	3,21%	16,07%	14,70%
C61	Capital_Castigado	1000,01 a 1400	1,40%	-49,27%	16,77%
C62	Capital_Castigado	1400,01 a 1800	1,23%	-55,56%	9,00%
C63	Capital_Castigado	Mayor a 1800	0,62%	-77,43%	4,51%
P64	Saldo_Vigente	Hasta 200	4,84%	75,24%	10,63%
C65	Saldo_Vigente	1400,01 a 2300	1,00%	-63,91%	22,58%
C66	Saldo_Vigente	Mayor a 2300	0,51%	-81,53%	5,38%



ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL
FACULTAD DE CIENCIAS

CARRERA DE INGENIERÍA MATEMÁTICA

ORDEN DE EMPASTADO

De acuerdo a lo estipulado en el artículo 27 del Instructivo para la Implementación de la Unidad de Titulación en las Carreras y Programas vigentes de la Escuela Politécnica Nacional, aprobado por Consejo de Docencia en sesión extraordinaria del 29 de abril de 2015 y una vez verificado el cumplimiento del formato de presentación establecido, se autoriza la impresión y encuadernación final del Trabajo de Titulación presentado por el señor **ALEXIS FERNANDO ABAD CAMACHO**.

Fecha de autorización: Quito, D.M., 23 de agosto de 2018.



Marco Bayas
Dr. Marco Bayas
DECANO (S)
FACULTAD DE CIENCIAS