

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL



**INSTITUTO DE CIENCIAS MATEMÁTICAS
ESCUELA DE GRADUADOS**

**PROYECTO DE GRADUACIÓN
PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:**

“MAGÍSTER EN SEGUROS Y RIESGOS FINANCIEROS”

TEMA

**DISEÑO DE UN SISTEMA DE CALIFICACIÓN DE CLIENTES DE
LA CARTERA DE MICROCRÉDITO DE UNA INSTITUCIÓN
BANCARIA ECUATORIANA**

AUTORES

**JÁCOME JÁCOME MARIANA DE JESÚS
VITORES SÁNCHEZ SOFÍA ELINA**

Guayaquil- Ecuador

AÑO 2012

Diseño de un Sistema de Calificación de Clientes de la Cartera de Microcrédito de una Institución Bancaria Ecuatoriana

Jácome Jácome Mariana de Jesús
Vitores Sánchez Sofía Elina
Leonardo Vélez Aguirre
Instituto de Ciencias Matemáticas
Escuela Superior Politécnica del Litoral
Guayaquil - Ecuador
m_jacome@hotmail.com, sofiav7@hotmail.com, leoveleza@gmail.com

Resumen

Diseño de un Sistema de Calificación de clientes de la cartera de microcrédito de una institución bancaria ecuatoriana, es el título del presente estudio, en cuyo contenido se detalla los lineamientos y parámetros empleados para el diseño de un modelo de credit scoring, que consiste en un sistema que pretende predecir la probabilidad de incumplimiento de un solicitante de crédito en la institución bancaria en análisis.

El diseño del modelo de credit scoring, producto del presente estudio, revela que las variables: CALIFICACIÓN1 (Calificación "A"), EDAD, PLAZO y NIVEL DE EDUCACIÓN3 (Ninguno) explican en forma significativa la variable dependiente default o incumplimiento. Del porcentaje de "clientes buenos" el 98.08% de los clientes buenos (26.137 clientes) se encuentran en el nivel de riesgo A y B (440 clientes pertenecen al Grupo A, y 25.197 clientes pertenecen al Grupo B), con probabilidades de incumplimiento de 0% a 11.24%, lo cual permite interpretar, que los procedimientos actuales empleados para la aprobación de créditos concedidos por la institución bancaria en análisis, son válidos; lo que permite a la institución financiera registrar una cartera saludable con bajas probabilidades de incumplimiento. Por lo consiguiente, el desarrollo de un modelo de scoring en la institución financiera en análisis, permitirá al analista de crédito cuantificar el riesgo crediticio involucrado en una determinada solicitud que evalúe, y así, mejorar el proceso de toma de decisiones.

Palabras clave: Credit Scoring, Microcrédito, Default, Incumplimiento, Regresión Logística.

Abstract

Design a Customer Qualification System of a microcredit portfolio belongs to an ecuadorian banking institution, is the title of this study, the content of which is detailed in the guidelines and parameters for the design of a credit scoring model, which consists of a system designed to predict the probability of default of a loan applicant at the bank in analysis.

The design of the credit scoring model, product of this study reveals that the variables QUALIFICATION1 (Rated "A"), AGE, CREDIT TERM and LEVEL EDUCATION 3 (None) significantly explain the dependent variable "default". The 98.08% of the total costumers defined as "good customers" (26,137 customers) are in the risk level A and B (440 clients belong to Group A, and 25,197 customers belong to Group B), with probabilities of default between 0% to 11.24%, which permit interpret that current procedures used for the approval of loans granted by the bank in analysis, are valid, allowing the financial institution to register a healthy portfolio with low probabilities of default. As a result, the development of a scoring model in analyzing the financial institution, will allow the analyst to quantify the credit risk involved in a particular application to evaluate, and thus improve the taking decision process.

Introducción

El presente proyecto de tesis titulada “Diseño de un Sistema de Calificación de clientes de la cartera de microcrédito de una institución bancaria ecuatoriana”, tiene como propósito diseñar una herramienta estadística que permita predecir el comportamiento de pago de los clientes de la cartera de microcrédito de una institución bancaria ecuatoriana, para optimizar la administración y el control del riesgo de incumplimiento de un cliente.

Este proyecto posee únicamente un fin académico, y pese a que la metodología y procesos para la elaboración del proyecto pudieren ser empleados como guía para desarrollo de estudios posteriores; los resultados expuestos son inherentes al comportamiento del cliente en la institución bancaria en análisis. Los datos de identificación de la institución bancaria, no se revelan en el presente estudio en beneficio de los intereses de la misma.

La presente tesis está compuesta por tres capítulos cuyo contenido a manera general, está estructurado en la siguiente forma:

El primer capítulo, Antecedentes de la operación crediticia de la institución bancaria, muestra un análisis integral acerca del perfil del cliente objetivo de la institución en análisis, la operación crediticia en la cartera de microcrédito registrada en el año 2009, 2010 y 2011; y la situación actual del sistema de calificación de clientes que se implementa en la institución en el proceso de aprobación del crédito.

El segundo capítulo, Metodología para el Diseño de un Sistema de Calificación, muestra las metodologías estadísticas más conocidas y empleadas en el diseño de sistemas de calificaciones de clientes; de esta manera, en este capítulo se define la metodología que se empleará, para diseñar el sistema de calificación de la cartera de microcrédito en análisis.

El tercer capítulo, Diseño del Modelo de Credit Scoring para la Calificación de Clientes de la Cartera de Microcrédito de una Institución Bancaria, describe las cuatro etapas para el diseño del Credit Scoring que permitirá calificar a un cliente, que solicite un crédito en la institución bancaria en análisis.

La primera etapa recoge un análisis descriptivo de la información de los clientes de la cartera de microcrédito registrada en la base de datos de la institución bancaria en análisis.

La segunda etapa, muestra la identificación y descripción de las variables seleccionadas al emplear el sistema de regresión logística binaria.

En la tercera etapa, se muestran los resultados del sistema de calificación diseñado para predecir la probabilidad de incumplimiento de un cliente que solicita un crédito en la institución financiera en análisis.

Y finalmente, en la cuarta etapa, se detallan los pasos para la construcción de una tabla de puntaje o Score en función de la probabilidad de incumplimiento.

Al final del presente estudio se detalla un apartado de conclusiones y recomendaciones en el cual se establecen mejoras para la medición de probabilidades de incumplimiento de la cartera en análisis.

1. Antecedentes de la operación crediticia de la institución bancaria

1.1 Antecedentes de la institución bancaria

La institución financiera analizada es pionera en el desarrollo de servicios financieros especializados para el segmento microfinanciero y microempresarial en el país. Su lineamiento de acción operativa enmarca un modelo de negocio dedicado en gran parte de su operación al cliente microempresario; quien por su emprendimiento a baja escala, y en muchas ocasiones sin soporte de registro operacional, es excluido de las opciones de crédito disponibles en el mercado financiero del Ecuador.

Con corte a febrero del 2012, la entidad cuenta con 4 oficinas en la ciudad de Guayaquil, todas ubicadas en el centro y sur-oeste de la ciudad; con 128 colaboradores distribuidos por áreas de operación bajo la siguiente distribución: área de crédito con 32 oficiales, área de ventanillas con 38 cajeros, área de servicio de atención al cliente formado por 10 ejecutivos de cuenta, y el resto, distribuidos en las distintas áreas de administración y seguridad.

1.2 Perfil del cliente de la cartera de microcrédito

El cliente de la cartera de microcrédito es quien desarrolla actividades empresariales a baja escala, produciendo ventas de baja cuantía, y en muchos casos operando informalmente, es decir, sin permisos para su funcionamiento y sin registros contables; lo que permite al microempresario tener una fácil y rápida migración de negocios. Es así, que un microempresario en la época de verano se podría dedicar a la venta de artículos playeros, y en la época de invierno, en el mismo año, podría migrar fácilmente a la venta de paraguas o impermeables.

1.3 Situación actual del sistema de calificación de clientes de la cartera de microcrédito

1.3.1 Analistas de crédito agrupados por monto autorizado. La institución bancaria en análisis, agrupa a sus analistas de crédito por montos de autorización, es decir, un analista perteneciente al grupo de monto autorizado de USD 3.000,00 posee autorización para aprobar créditos hasta ese monto, no requiere de ninguna aprobación adicional para la originación del crédito, es por esto, que los analistas de crédito persiguen exhaustivamente cada detalle en la originación para que la recuperación sea eficiente, y no demande a la institución financiera ningún costo de recuperación en lo posterior.

1.3.2 Factores relevantes para la aprobación de créditos en la institución bancaria en análisis. La entidad financiera aprueba las solicitudes de crédito de un cliente, con el juicio que el analista de crédito otorgue al requerimiento de financiamiento. El analista hace su juicio en base a unos parámetros que en su mayoría no son ingresados en la base de datos, ni poseen en conjunto, una calificación cuantitativa; lo que ocasiona una carencia de información, para la realización de análisis de eficiencia de parámetros que permita la revisión, modificación y seguimiento de los mismos.

Los parámetros más relevantes para la aprobación crediticia utilizados por los analistas de crédito en la entidad financiera en estudio son: Historial crediticio en la institución, Estado del Ahorro del Cliente, Capacidad de Pago, y Análisis del destino de crédito y su factibilidad.

2. Metodología para el diseño de un sistema de calificación de clientes de una cartera crediticia

2.1 Marco Teórico

Realizar una metodología de scoring de otorgamiento para microcréditos en una institución financiera ecuatoriana, conlleva al análisis de diversos conceptos y teorías en el cálculo del mismo.

Es importante resaltar que la explicación y predicción del riesgo de impago en microcréditos en Ecuador, deben ser abordadas de una manera distinta a la habitual empleada en la banca comercial actualmente, debido a las limitaciones de las bases de datos y al proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo de microcrédito.

Sin embargo se plantea un método que permite resolver el problema de una correcta clasificación de clientes, ya sea cumplido o incumplido en la concesión de microcréditos en una institución financiera.

2.1.1 Credit Scoring. Los credit scoring, según Hand and Henley (1997), son procedimientos estadísticos que se usan para clasificar a los clientes en ‘bueno’ y ‘malo’. La construcción de toda aplicación del credit scoring se realiza tomando la información del cliente contenida en las solicitudes del crédito, de fuentes internas e, incluso, de fuentes externas de información. Existen diversas metodologías estadísticas que se emplean para medir el scoring de comportamiento de clientes en instituciones bancarias. A continuación presentamos las principales metodologías que emplean técnicas paramétricas y no paramétricas.

Las principales metodologías con técnicas paramétricas son: Análisis Discriminante, Modelos de Probabilidad Lineal, Modelos Logit, y Modelos Probit.

2.2 Metodología Regresión Logística

El modelo Logit permite obtener estimaciones de la probabilidad de un suceso, identificar los factores de riesgo que determinan dichas probabilidades, así como la influencia o peso relativo que éstos tienen sobre las mismas.

Este tipo de modelo arroja como resultado un índice, cuyos determinantes son conocidos, el cual permite efectuar ordenaciones, las cuales al realizarse, posibilitan, con algún método de estratificación, generar clasificaciones en las que se le asocia a cada elemento una calificación. Existen muchos criterios para llevar a cabo la asociación índice, calificación, muchos de ellos con base en índices de muestreo, donde el criterio es puramente estadístico. Otros criterios podrían considerarse como subjetivos.

Cuadro 1: Metodologías estadísticas para el desarrollo de modelos de credit scoring.

		Ventajas	Inconvenientes	
Técnicas Paramétricas	Lineales	Análisis Discriminante	<ul style="list-style-type: none"> Buen rendimiento para grandes muestras Técnicamente conveniente en la estimación y mantenimiento 	<ul style="list-style-type: none"> Problemas estadísticos y estimadores ineficientes No arroja probabilidades de impago
		Modelos de Probabilidad Lineal	<ul style="list-style-type: none"> Buen rendimiento para grandes muestras Sugieren probabilidades de impago Parámetros fácilmente interpretables 	<ul style="list-style-type: none"> Estimadores ineficientes Las probabilidades estimadas podrían quedar fuera del intervalo (0,1)
	No-Lineales	Modelos Logit	<ul style="list-style-type: none"> Muy buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. Muestran las probabilidades de impago Gran rendimiento 	<ul style="list-style-type: none"> Dificultad de interpretación de los parámetros
		Modelos Probit	<ul style="list-style-type: none"> Muy buenas propiedades estadísticas y no son estrictos con las hipótesis sobre los datos. Muestran las probabilidades de impago 	<ul style="list-style-type: none"> Dificultad de interpretación de los parámetros Proceso de estimación relativamente complicado
Técnicas no paramétricas	Programación Lineal	<ul style="list-style-type: none"> Apto para gran cantidad de variables Modelo de gran flexibilidad No requiere una especificación previa del modelo 	<ul style="list-style-type: none"> No estima parámetros ni probabilidades de impago Difícil comprensión Ineractivo en la predicción 	
	Redes Neuronales	<ul style="list-style-type: none"> Gran predicción en muestras pequeñas Modelo de gran flexibilidad No requiere una especificación previa del modelo 	<ul style="list-style-type: none"> No estima parámetros ni probabilidades de impago Difícil comprensión 	
	Árboles de decisiones	<ul style="list-style-type: none"> El mejor rendimiento para muchos autores Modelo de gran flexibilidad No requiere una especificación previa del modelo 	<ul style="list-style-type: none"> No estima parámetros ni probabilidades de impago Difícil comprensión 	

Fuente: Publicación de Dr. Salvador Rayo: Modelos estadísticos para el desarrollo de los métodos basados en calificaciones internas (IRB) y su influencia en el negocio de IMFs.

Elaboración: Dr. Salvador Rayo.

2.2.1. Regresión binaria logística. Para plantear un modelo cuya variable respuesta o dependiente sea binaria; ya que las dos situaciones posibles es que el cliente paga (0) o el cliente no paga (1), se aplicará un modelo de Regresión Logística Binaria con el objeto de evitar los inconvenientes que presentan los modelos de Regresión Lineal o de Análisis Discriminante. Dentro de las técnicas paramétricas de Credit Scoring, se eligió la Regresión Logística Binaria como técnica estadística empleada debido a sus mayores ventajas, fundamentalmente por los siguientes motivos:

- a) Las propiedades estadísticas son más adecuadas que las de los modelos lineales en los que, en ocasiones, se obtienen estimadores ineficientes;
- b) Dadas las características del historial crediticio de la Institución Bancaria, donde la información cualitativa complementa la escasez de variables cuantitativas, la Regresión Logística Binaria admite las variables categóricas con mayor flexibilidad que los modelos lineales;
- c) Permite estimar la probabilidad de impago del crédito según los valores de las variables independientes.

El modelo de regresión logística puede formularse como:

Ecuación 1:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$

Donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en nuestro caso, impago o default. Debido al valor de las variables independientes, la probabilidad señalada puede ser calculada directamente de la siguiente forma:

Ecuación 2:

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z} = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

siendo

Ecuación 3:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k$$

Una vez obtenida la regresión, se estima la significación estadística de los coeficientes del modelo a través del estadístico de Wald y la bondad del ajuste. Si una variable resulta ser no significativa, se procede inmediatamente a eliminarla del modelo.

Para el diseño de un sistema de calificación de clientes de una entidad bancaria dirigida a microcréditos, como su segmento principal, utilizaremos la metodología de regresión logística binaria, con la cual se estimará la

probabilidad de incumplimiento de cada uno de los clientes de esta cartera y se obtendrán las variables que expliquen de la mejor forma el modelo clasificando a los clientes como buenos y malos pagadores de sus obligaciones crediticias.

3. Diseño del modelo de credit scoring para la calificación de clientes de una institución bancaria.

En este capítulo se describen las cuatro etapas en el diseño del modelo de credit scoring para la calificación de clientes de la institución bancaria en análisis.

3.1 Etapa 1: Análisis de la Información

La cartera de microcréditos utilizada en la investigación corresponde a una entidad bancaria, clasificada por la Superintendencia de Bancos y Seguros como un banco pequeño, especializada en microcréditos del sistema financiero ecuatoriano.

La base de datos que se utilizará para la investigación, fue facilitada por la institución financiera en análisis, y para la ordenación de las variables y los cálculos necesarios, se utilizará el paquete estadístico SPSS en su versión número 18.

La base de datos contiene el histórico de seguimiento de créditos de 26.468 clientes, durante el período 2009 a 2011, donde se identifican veintitrés variables con relación a cada registro de clientes de la entidad.

Definición del default o incumplimiento

El default o incumplimiento está definido como el estado en el cual un deudor no está en capacidad o en disposición de hacer oportunamente los pagos establecidos en un crédito. El incumplimiento puede cuantificarse a partir de la probabilidad de incumplimiento. El incumplimiento está asociado en general al deterioro gradual que puede observarse en la posición financiera de una institución y de la calidad de sus activos, lo cual tiene un efecto sobre la capacidad de pago de la contraparte.

Probabilidad de Incumplimiento

Para el caso de una institución financiera, el incumplimiento será definido como la máxima mora que registren los clientes por segmento de cartera en un horizonte de tiempo de un año, con un 90% a 95% de confianza que no supere ese valor. Para estimar una metodología de cálculo de incumplimiento de acuerdo al perfil crediticio de los clientes de la institución de microcréditos en Ecuador que estamos analizando, se realizó un análisis descriptivo de la información para poder estimar a un 95% de confianza, a partir de cuantos días se considerará a un

cliente de microcréditos en default, dado su máxima mora.

Por lo tanto, se analizó la máxima mora de los créditos otorgados a clientes de microcréditos desde 1ero. de Enero de 2009 hasta 31 de Mayo de 2011, de los cuales únicamente 3.607 créditos registraban moras en el pago de los dividendos. De esta forma, con una ventana de proyección de un año, es decir, hasta el 31 de mayo de 2012, se realizó un análisis descriptivo de la información tanto a nivel general, obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 1: Resumen del procesamiento de casos

	Resumen del procesamiento de los casos					
	Casos					
	Válidos		Perdidos		Total	
	N	Porcentaje	N	Porcentaje	N	Porcentaje
Max_día_vencido	3607	100.0%	0	.0%	3607	100.0%

Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
Elaboración: Autores

Del total de registros, se obtuvo que el 98.75% de los clientes están por debajo del default determinado por la Institución en 200 días, es decir 26.137 registros, y el 1.25% comprende a 331 registros por encima del default.

Tabla 2: Default de la entidad (200 días)

Default de la Entidad (200 días)		
Default	Frecuencia	%
Bueno	26,137.00	98.75%
Malo	331.00	1.25%
Total general	26,468.00	100.00%

Fuente: Análisis de resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
Elaboración: Autores

3.2 Etapa 2: Determinación de las variables relevantes para la aprobación de un crédito.

La variable explicada o variable dependiente, será default, que es el número de días en el cual la institución financiera considera que un cliente incumplirá con sus obligaciones crediticias.

Las variables independientes explicarán y determinarán la variable dependiente o variable explicada del modelo propuesto. Para el análisis, se tomarán veintitrés variables tanto cuantitativas como cualitativas, que guardan una mejor relación con la variable dependiente y de las será analizada su significancia para el modelo.

Una vez seleccionada la muestra, se eliminaron aquellos créditos cuya información relevante estaba

incompleta para la selección definitiva de las variables explicativas del modelo. Finalmente, tras un proceso de eliminación de missing value, se construyó una base con una muestra de 26.468 clientes con operaciones de microcrédito, que corresponden al periodo comprendido desde enero de 2009 a diciembre de 2011.

3.3. Etapa 3: Resultados del Modelo de Credit Scoring de Microcréditos.

Realizando el modelo de regresión binaria en cada uno de los dos pasos por el método de razón de verosimilitud, se pudo observar que las variables significativas en cada uno de los procesos e iteraciones fueron: PLAZO, EDAD, CALIFICACIÓN1 (Calificación "A"), Y NIVEL DE EDUCACION3 (Ninguno). Por lo tanto estas variables independientes influyen en el comportamiento de pago del cliente de microcrédito, y su valoración es significativa al momento de la concesión. Las demás variables independientes no califican a un cliente como cumplido o incumplido al momento de aprobar los créditos.

Se obtuvieron los siguientes resultados de acuerdo al modelo de regresión binaria utilizado, en el cual las variables resultantes significativas son: PLAZO, EDAD, CALIFICACIÓN1 (Calificación "A"), Y NIVEL DE EDUCACION3 (Ninguno), dado que el nivel de significancia del estadístico Wald (p-value) es inferior a 0.05, por lo cual el modelo se describe como:

Ecuación 4:

$$\text{Logit}(p) = 0.158 - 0.005 * \text{Plazo} - 0.24 * \text{Edad} - 5.891 * \text{Calificacion1} + 4.272 * \text{Nivel de Educación3}$$

Siendo $\text{logit}(p) = \ln(p/(1-p)) = \ln(\text{or})$

Es decir que tanto las variables plazo, edad, calificación influyen negativamente en la probabilidad de que un cliente sea moroso, es decir, cuando estas variables aumentan en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente moroso disminuye en el valor de los coeficientes. En tanto que la variable nivel de educación influye positivamente al logaritmo de probabilidad de ser un cliente incumplido en sus pagos.

De acuerdo a los resultados, la constante en el modelo tiene un valor de OR de 1.171, por lo que una variación de la misma en una unidad, aumenta la probabilidad de un evento de incumplimiento de pago en 1.171 veces. Por lo tanto una vez eliminada esta variable se presenta el siguiente resultado, en el cual la variable PLAZO, EDAD, CALIFICACION1 (Calificación "A") y NIVEL DE EDUCACION3 (Ninguno), aportan significativamente dado su valor

de significancia del cambio de -2log de la verosimilitud.

Tabla 3: Modelo si se elimina el término

Modelo si se elimina el término					
Variable	Log verosimilitud del modelo	Cambio en -2 log de la verosimilitud	gl	Sig. del cambio	
Paso 1 CALIF_	-1276.068	1635.987	4	.000	
Paso 2 CALIF_	-838.803	988.028	4	.000	
Nivel_de_educación	-458.074	226.571	5	.000	
Paso 3 PLAZO	-344.789	15.523	1	.000	
CALIF_	-837.078	1000.101	4	.000	
Nivel_de_educación	-454.354	234.653	5	.000	
Paso 4 PLAZO	-341.055	14.423	1	.000	
Edad	-337.027	6.368	1	.012	
CALIF_	-793.099	918.511	4	.000	
Nivel_de_educación	-454.266	240.845	5	.000	

Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
Elaboración: Autores

3.3.1 Bondad de ajuste de la regresión. De acuerdo a los resultados de la prueba Chi-cuadrado, el test indica que el modelo sí es significativo, ya que su p-value es 0.027, lo cual es menor a 0.05. Esto sugiere, que los resultados predichos son un poco distantes de los observados.

Otra opción para valorar el ajuste al modelo es a través del coeficiente de determinación, el cual sirve para medir variables categóricas en un modelo de regresión logística binaria y son: el coeficiente R² de Cox y Snell y R² de Nagelkerke. De acuerdo a los resultados, estos indican que existe un alto ajuste y predictibilidad del modelo, ya que sus valores se encuentran en el rango de 0 a 1, es decir el modelo es altamente explicativo. De acuerdo a este análisis se obtiene que los coeficientes de R² de Cox y Snell y Nagelkerke son 0.097 y 0.752 respectivamente.

Tabla 4: Resumen del modelo

Resumen del modelo			
Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	916.149 ^a	.085	.657
2	689.578 ^a	.096	.743
3	674.055 ^a	.097	.749
4	667.687 ^a	.097	.752

Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
Elaboración: Autores

De acuerdo a la tabla de clasificación, se puede obtener como resultado total un 99.5% de casos seleccionados correctos, y un 99.5% de casos no seleccionados correctos, por lo cual el modelo define de una forma correcta a través del modelo de regresión, a la cartera de microcréditos previamente concedida a estos clientes.

3.4. Etapa 4: Asignación de puntaje (Score) por grupos de nivel de riesgo

El resultado expuesto en el punto anterior, se presenta en este apartado mediante una tabla de asignación de puntaje o Score por grupos clasificados en niveles de riesgo. Esta clasificación permite identificar a los clientes buenos y malos en relación a la probabilidad de incumplimiento, clasificados en grupos denominados desde la letra “A” hasta la “Q”, siendo la letra “A” el grupo de nivel riesgo que presenta una menor probabilidad de incumplimiento, y la letra “Q”, el grupo con mayor probabilidad de incumplimiento.

3.4.1. Construcción de tabla de puntaje (Score) clasificados por grupos de riesgo. Con el fin de construir una tabla de score que permita ser una guía en el proceso de calificación de un cliente, y para que el analista de crédito tenga una idea del riesgo involucrado en el otorgamiento de un crédito a un cliente en la institución financiera en análisis; una vez obtenido las probabilidades de incumplimiento de toda la cartera de microcrédito en el periodo de estudio, estableciendo que la ecuación de probabilidad de que un préstamo sea catalogado como “Default” es:

Ecuación 5:

$$P(\text{Default} = 1) = 1/1 + e^{(0.158 - 0.005 * \text{Plazo} - 0.24 * \text{Edad} - 5.891 * \text{Calificacion} + 4.272 * \text{Niveleducacion} - 3)}$$

Se dividió las probabilidades de incumplimiento en grupos de riesgos en función de la regla de Sturges y de esta forma se obtuvieron 17 clases, las cuales fueron asignadas con letras de la “A” hasta la “Q”, posteriormente se definieron las políticas de aceptación o negación del crédito de acuerdo a las probabilidades de incumplimiento, en coordinación con la institución financiera en análisis, y por el perfil de cliente micro crediticio.

Aceptación (Riesgo Bajo): Clientes con probabilidad de incumplimiento menores a 33.71%

Revisión (Riesgo Medio): Clientes con probabilidad de incumplimiento desde 33.71% hasta 39.33%, y

Negación (Riesgo Alto): Clientes con probabilidad de incumplimiento desde 39.33% hasta el 100%.

Tabla 5: Tabla de Puntaje (Score)-Clasificación de clientes por grupos de riesgos

TABLA DE PUNTAJE CLASIFICACION DE CLIENTES POR GRUPOS DE RIESGOS								
Modelo	Grupo de Riesgo	Puntaje	Cientes Buenos	Cientes Malos	% Buenos	% Malos		
Aprobados	A	0.00%	5.62%	440	15	100.00%	4.53%	
	B	5.82%	11.24%	25197	207	98.32%	67.07%	
	C	11.24%	16.86%	33	5	1.91%	68.58%	
	D	16.86%	22.48%	75	11	1.79%	71.90%	
	E	22.48%	28.10%	115	7	1.50%	74.02%	
	F	28.10%	33.71%	48	1	1.08%	74.32%	
Revisión	G	33.71%	39.33%	1	0	0.88%	74.32%	
Negados	H	39.33%	44.95%	1	2	0.87%	74.92%	
	I	44.95%	50.57%	1	1	0.87%	75.23%	
	J	50.57%	56.19%	2	1	0.86%	75.53%	
	K	56.19%	61.81%	1	0	0.86%	75.83%	
	L	61.81%	67.43%	5	0	0.85%	76.13%	
	M	67.43%	73.05%	2	8	0.83%	77.56%	
	N	73.05%	78.67%	13	4	0.83%	79.15%	
	O	78.67%	84.29%	38	14	0.78%	83.38%	
	P	84.29%	89.91%	91	24	0.63%	90.63%	
	Q	89.91%	100.00%	74	31	0.28%	100.00%	
	Subtotal			26,137.00	331			
	TOTAL			26,468.00				

Fuente: Análisis de resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
Elaboración: Autores

El término aceptación, revisión y negación, son únicamente denominaciones de control interno para la administración del riesgo involucrado en la operación crediticia. No refiere a la acción de aceptar o negar un crédito a un solicitante del mismo, esta dependerá de únicamente de la institución.

Conclusiones y Recomendaciones

El presente análisis posee como objetivo principal, el diseño un sistema de calificación de la cartera de microcréditos de una institución bancaria ecuatoriana, la cual es una entidad financiera regulada, y no posee una metodología de calificación econométrica para el proceso de aprobación de créditos de la cartera de microcrédito.

Se tomó una muestra de registros de operaciones de microcrédito concedidos desde el 2009 hasta el año 2011. De esta manera, se tomaron las variables que puedan explicar de mejor manera el default definido por la institución, en base a los procesos internos de concesión de estos créditos. Para ello se utilizó la técnica estadística de regresión logística binaria, que constituye una herramienta adecuada para la determinación de las variables independientes, tanto cuantitativas como cualitativas, y la cual tiene como principal ventaja el cálculo de la probabilidad de incumplimiento del cliente que solicita una operación de microcrédito.

El modelo de credit scoring se desarrolló mediante el modelo de razón de verosimilitud, aplicando la técnica paramétrica de regresión logística binaria de las variables que explican al modelo de concesión de

microcréditos. Este modelo consideró veintitrés variables explicativas, de tal cuales diecinueve de ellas, no aportan a la explicación de la variable endógena. Únicamente, la variable Plazo, Edad, Calificación1 (Calificación "A") y Nivel de Educación3 (Ninguno), resultaron significativas dado su p-value inferior al nivel crítico fijado en 0.05.

El modelo de Credit Scoring diseñado, permite concluir que los procesos intervinientes en la aprobación de crédito actualmente implementados por la institución financiera en análisis, y mediante los cuales sus analistas de crédito deciden la aprobación o rechazo de una solicitud de crédito, permiten que la institución financiera registre bajos niveles de probabilidad de incumplimiento, los cuales se evidencian en los resultados obtenidos en el modelo de Credit Scoring diseñado con la metodología de regresión logística binaria.

Durante el proceso de relevamiento de información sobre los procesos que la entidad emplea en el otorgamiento de microcréditos, se pudo detectar que existen factores relevantes para la aprobación de créditos en la institución bancaria en análisis, como el estado de ahorro del cliente, y el historial crediticio en la institución; no se almacenan en las bases de datos. El almacenamiento de esta información permitiría realizar un análisis estadístico descriptivo de las mismas e incluir estas variables, directamente asociadas a la aprobación o rechazo de la solicitud del crédito, en la regresión logística binaria, y determinar la probabilidad de incumplimiento.

Referencias

- [1] Magil, John H. y Meyer, Richard L. (2004). Microempresas y Microfinanzas en Ecuador.
- [2] Banco Central del Ecuador. (2008). Instructivo de Tasas de Interés. Manual de Procedimientos para envío de información de tasas de interés al Banco Central del Ecuador, 12-13.
- [3] Econ. Mauricio Pozo (2012). Los mercados y las opciones de negocios de Quito y Guayaquil. *Seminario*.
- [4] Matías Alfredo Gutiérrez Girault. Modelos Credit Scoring - Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué.
- [5] Vélez Zapata Claudia Patricia, Cortez Ramírez Juan Alejandro, Mayamna Blandón Juan Camilo (2009). Modelo del Riesgo crediticio para la empresa funeraria.
- [6] Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (2010). Resultados del Censo 2010.
- [7] Salvador Rayo Cantón, Juan Lara Rubio, David Camino Blasco (2010). Credit Scoring Model for Institutions of Microfinance under the Basel II Normative.
- [8] Edward I. Altman (1968). Bankruptcy and the Altman z-score
- [9] Orgler, Yair (1970). A Credit Scoring Model for Commercial Loans
- [10] Mark Scheirner (1999). A Scoring Model of the Risk of Costly Arrears at a Microfinance Lender in Bolivia
- [11] L. Thomas, D. Edelman, J., Crook. (1985). Credit Scoring and its Applications.
- [12] Thi Huyem Than Dinh y Stefanie Kleimer (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market
- [13] Hyman P. Minsky (1992). The Financial Instability Hypothesis
- [14] D.J. Hand, W.E. Henley (1997). Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: *A Review*
- [15] Wiginton (1980). The Logistic Regression.
- [16] E. Rosenberg, A. Gleit (1994). Quantitative Methods in Credit Management: *A Survey*
- [17] Leo Breiman, Jerome Friedman, Charles J. Stone, R.A. Olshen (1984) Classification and Regression Trees.
- [18] Naemm Siddiqi (2006). Credit Risk Scorecards - Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring.
- [19] Philippe Jorion (2007). Value at Risk- *The New Benchmark for managing financial risk*.
- [20] Principios Básicos para una supervisión bancaria efectiva. [Documento en línea] (2001). http://www.bis.org/publ/bcbsca03_s.pdf Consulta [20-04-2012].
- [21] Superintendencia de Bancos y Seguros. Libro I.- Normas generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema financiero. Título X.- De la Gestión Integral y Administración de Riesgos. Capítulo II. De la Administración de Riesgo de Crédito.
- [22] Superintendencia de Bancos y Seguros. Libro I.- Normas generales para la aplicación de la Ley General de Instituciones del Sistema financiero. Título IX.- De los Activos y Límites de Crédito. Capítulo II. Calificación de Activos de Riesgo y Constitución de Provisiones por parte de las Instituciones Controladas por la Superintendencia de Bancos y Seguros.
- [23] Dr. Salvador Rayo, Universidad de Granada – España. Diseño de un Modelo de Scoring para Entidades de Microfinanzas - *Modelos Estadísticos para el desarrollo de los métodos basados en calificaciones internas (IRB) y su influencia en el negocio de las IMFS*.
- [24] Andrés Roberts (2003). El Microcrédito y su aporte al Desarrollo Económico
- [25] Dr. Edgar Castillo (2012). Gestión del Riesgo de Crédito, Tecnológico de Monterrey.

Entrevistas

- [1] Escobar Jácome, Antuan (Abril 2012), entrevista realizada al Dr. Antuan Escobar, Vicepresidente de Riesgos del Banco Coopnacional S.A.
- [2] Soriano Quispe, Paola (Febrero 2012), entrevista realizada a Paola Soriano Quispe, Oficial de crédito Banco Coopnacional S.A.

DECLARACIÓN EXPRESA

La responsabilidad por los hechos y doctrinas expuestas en este Proyecto de Graduación, me (nos) corresponde(n) exclusivamente; y el patrimonio intelectual del mismo, corresponde exclusivamente al **ICM (Instituto de Ciencias Matemáticas)** de la Escuela Superior Politécnica del Litoral.

Ec. Mariana de Jesús Jácome Jácome

Ec. Sofía Elina Vítores Sánchez