

Tabla de contenido

Presentación	3
Resumen Ejecutivo.....	4
Introducción	6
Capítulo I:	8
Antecedentes de la operación crediticia de la institución bancaria	8
I.1. Antecedentes de la institución bancaria	8
I.2. Perfil del cliente de la cartera de microcrédito.....	8
I.3. Análisis de la Operación Crediticia de la Institución Bancaria.....	9
I.3.1. Análisis de Operación Crediticia	9
I.3.2. Situación actual del sistema de calificación de clientes de la cartera de microcrédito.....	11
Capítulo II:.....	16
Metodología para el Diseño de un Sistema de Calificación de Clientes de una Cartera Crediticia.....	16
II.1. Marco Teórico	16
II.2. Metodología Regresión Logística	23
II.2.1. Regresión Binaria Logística	25
Capítulo III:	28
Diseño del Modelo de Credit Scoring para la Calificación de Clientes de una Institución Bancaria.....	28
III.1. Etapa 1: Análisis de la Información.....	28
III.2. Etapa 2: Determinación de las variables relevantes para la aprobación de un crédito. 37	
III.3. Etapa 3: Resultados del Modelo de Credit Scoring de Microcréditos.	40
III.3.1. Significancia estadística	40
III.3.2. Bondad de ajuste de la regresión.....	45
III.4. Etapa 4: Asignación de Puntaje (<i>Score</i>) por grupos de nivel de riesgo.....	49
III.4.1. Construcción de tabla de puntaje (<i>Score</i>) clasificados por grupos de riesgo 49	
Conclusiones y Recomendaciones	53
Referencias bibliográficas	55
Glosario de Términos.....	58
Anexos.....	59
Anexo 1: Operación crediticia de la institución bancaria en los años: 2009, 2010 y 2011. 60	
Anexo 2: Variables Independientes	61
Anexo 3: Estadísticos Descriptivos	62

Anexo 4: Tablas de frecuencia.....	63
Anexo 5: Regresión Logística Binaria: Método de Razón de Verosimilitud.	68
Anexo 6: Tabla de Puntaje o Score- Clasificación por Grupos de Riesgo	69
Títulos de Gráficos, Cuadros y Tablas	70

Presentación

Las instituciones financieras con el objetivo de reducir los riesgos de incumplimiento asociados a la originación de créditos, crean mecanismos para controlar y administrar el riesgo involucrado en las operaciones crediticias que otorgan a sus clientes.

Los mecanismos empleados para detectar y catalogar a un cliente como “bueno” o “malo”, en el otorgamiento de un crédito, persiguen una eficiente revelación y acercamiento a la realidad de la situación financiera del solicitante; estos mecanismos se extienden, desde técnicas empíricas empleadas en el proceso de la entrevista, hasta el empleo de sistemas que utilizan metodologías econométricas para predecir la probabilidad de incumplimiento de una transacción crediticia.

En el presente estudio se diseña el modelo un Credit Scoring como sistema de calificación de clientes de la cartera de microcrédito de una institución bancaria ecuatoriana, empleando la metodología de regresión logística binaria, que permite obtener la probabilidad de incumplimiento de cada cliente por los créditos otorgados en la entidad. Para diseñar el modelo se empleó las bases de datos de los créditos otorgados por la institución en el período del 2009, 2010 y 2011.

El modelo de Credit Scoring identifica las variables independientes más significativas que explican a la variable endógena (*Default*), de esta manera, al final del estudio con los resultados obtenidos, se construye una Tabla de Puntajes o Scores clasificada por 17 grupos de riesgos, permitiendo que la institución financiera en análisis, cuente con una guía y metodología econométrica para la aprobación de microcréditos, basado en el histórico de máximos días de mora, presentados en los microcréditos otorgados en el período en análisis.

Resumen Ejecutivo

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.

El credit scoring diseñado en el presente estudio revela que de 26.468 clientes en análisis que solicitaron un microcrédito en la entidad, el 98.08% son clientes categorizados como "clientes buenos", mientras que el 1.92% se registran como "clientes malos".

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.

Sin embargo, pese a que la institución financiera en análisis posee un adecuado proceso de evaluación de solicitudes del crédito, ésta no cuenta con un modelo de scoring que permita medir o cuantificar el riesgo involucrado en una determinada transacción crediticia; actualmente, la única forma de verificar dicho riesgo es cuando el cliente

presenta comportamientos de atrasos al pago de los dividendos del crédito. 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, ya que el scoring el analista podrá aprobar un crédito, no sólo por factores cualitativos, sino también por factores cuantitativos.

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.

Capítulo I:

Antecedentes de la operación crediticia de la institución bancaria

I.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.

I.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.

Por este perfil del cliente de la cartera de microcrédito, se hace indispensable el conocimiento e implementación de sistemas de calificación, que mediante ciertos parámetros, relacionados con el modelo de negocio de la institución financiera, permitan cuantificar el riesgo involucrado en las transacciones crediticias concedidas.

En el Ecuador, según el estudio de Microempresas y Microfinanzas en Ecuador desarrollado por John H. Magill y Richard L. Meyer¹, existen 646.084 microempresarios urbanos, quienes en un 92.9% han iniciado sus actividades microempresariales por iniciativa propia, el 3.1% de microempresarios operan negocios heredados de su familia, y el 3.3 % lo han comprado a otro dueño.

Los microempresarios urbanos en el Ecuador se concentran en un 42% en la provincia del Guayas, un 23% de éstos proceden del sector privado como trabajadores en relación en dependencia.

El cliente objetivo de la institución financiera en análisis es el microempresario de limitados recursos económicos, con ingresos menores a USD 1.000 dólares mensuales, de los cuales gran parte de ellos son mujeres. Al finalizar el mes de febrero del 2012, la entidad en análisis cuenta con 473.530 clientes que en su gran mayoría pertenecen a la provincia del Guayas.

I.3. Análisis de la Operación Crediticia de la Institución Bancaria

I.3.1. Análisis de Operación Crediticia

La Institución Bancaria en análisis se encuentra clasificada por la Superintendencia de Bancos y Seguros como un banco pequeño, en relación a su metodología de percentiles de acuerdo al monto de activos.

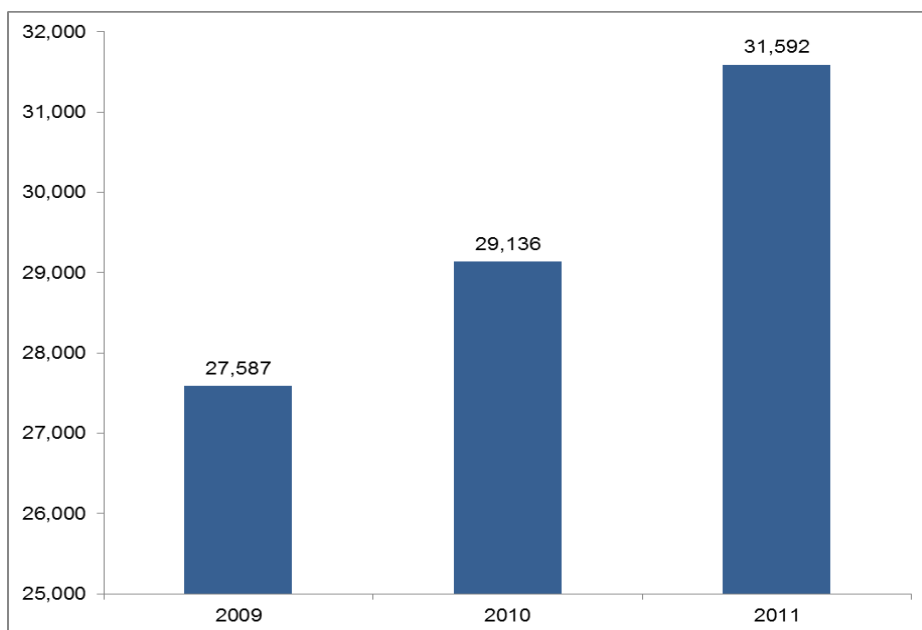
¹ MICROEMPRESAS Y MICROFINANZAS EN ECUADOR- RESULTADOS DEL ESTUDIO DE LINEA EN BASE DE 2004 por John H Magill, Development Alternatives Inc. y Richard L Meyer, Ohio State University para el Proyecto SALTO/USAID-Ecuador y Development Alternatives Inc.

El análisis realizado a la institución bancaria para el diseño de un sistema de calificación de clientes de la cartera de microcrédito, se basa en tres años de estudio: 2009, 2010 y 2011.

En el año 2009 la institución bancaria gestionó 27.587 operaciones de microcrédito a sus clientes, entregando USD 40.705.149. De la misma manera, durante el año 2010, y 2011, respectivamente se gestionaron 29.136 y 31.592 operaciones de crédito, que significaron un monto de créditos entregados de USD 45.229.604 y USD 49.726.238 respectivamente (Ver Gráfico 1: Operaciones de Microcrédito, y Gráfico 2: Monto concedido en la Cartera de Microcrédito en el período 2009, 2010 y 2011).

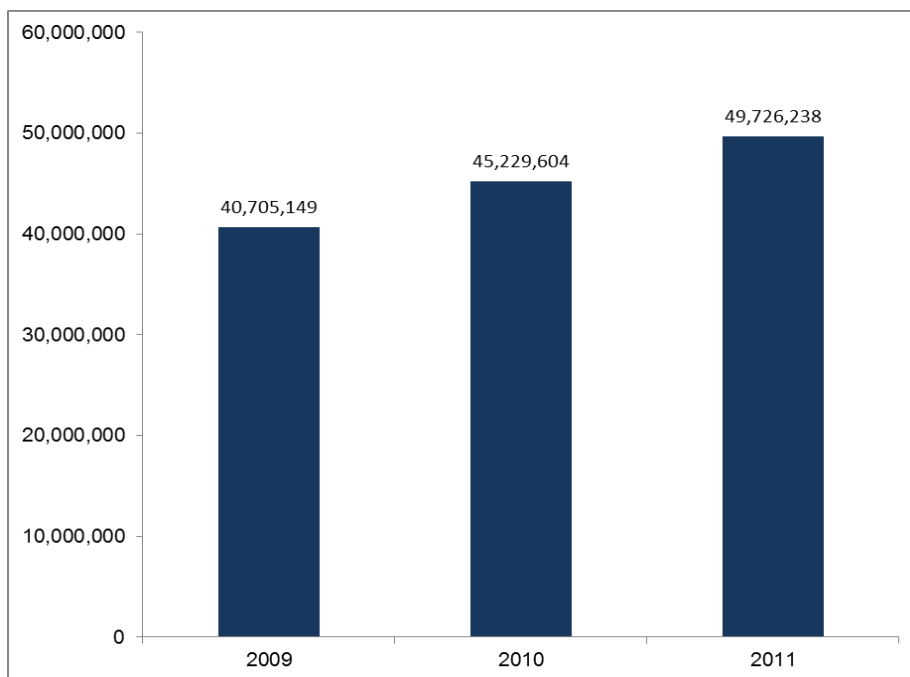
La Institución bancaria se caracteriza en el sistema financiero por registrar los más bajos niveles de morosidad, inferiores al 1%, siendo 0.78% su más alto nivel de morosidad en el periodo de análisis del 2009 al 2011, correspondiente al mes de octubre del 2009, y 0.20% su más bajo nivel de morosidad presentado en noviembre y diciembre del 2010. (Ver Anexo 1: Operación crediticia 2009, 2010 y 2011).

Gráfico 1: Operaciones de Microcrédito concedidas por la institución financiera en análisis en el período 2009, 2010 y 2011.



Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis
Elaboración: Autores

Gráfico 2: Monto concedido en la Cartera de Microcrédito por la institución financiera en análisis en el período 2009, 2010 y 2011.



Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis
Elaboración: Autores

I.3.2. Situación actual del sistema de calificación de clientes de la cartera de microcrédito

Analistas de crédito agrupados por monto autorizado

En el área de crédito, uno de los principales cuellos de botella en las instituciones financieras, es la aprobación de créditos.

La entidad financiera en análisis gestiona sus operaciones de crédito bajo dos principios, los mismos que son aplicados por sus analistas de crédito en sus operaciones crediticias:

- 1) La eficiente recuperación se propicia por una adecuada originación, es decir, al momento en el que se aprueba el crédito, y
- 2) La concesión del crédito una vez aprobado, debe cumplir con su promesa empresarial: “PRESTAMOS RÁPIDOS Y OPORTUNOS DURANTE

LOS 365 DÍAS DEL AÑO”, es decir, el analista luego de aprobar el crédito debe acreditar en la cuenta del cliente, el monto concedido en forma rápida y oportuna, para así cumplir con la necesidad financiera del cliente solicitante del crédito.

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.

Las agrupaciones de los analistas, se realizan en base a un proceso de selección, en función de su calidad de cartera, respecto de su morosidad y; por el perfil del analista en relación a su experiencia en la institución, entre otros factores.

Existen grupos de monto autorizados con monto de crédito pre-aprobado de hasta USD 3.000, USD 5.000, y un grupo muy reducido de analistas con montos autorizados desde USD 6.000 en adelante. Únicamente en el grupo de mayor monto autorizado, requiere la aprobación directa del Jefe de riesgos para la originación del crédito.

Las agrupaciones de analistas por monto autorizado permiten a la entidad cumplir con su promesa empresarial, ya que las autorizaciones pre-aprobadas permiten tener la agilidad para la acreditación del monto concedido en forma rápida y oportuna.

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.

Historial crediticio en la institución

El Historial crediticio en la institución es un importante factor de análisis que revela el comportamiento del cliente ante una aprobación de crédito anterior. En este punto, se evalúa la gestión que el analista tuvo que realizar en la anterior transacción crediticia, y las acciones presentadas por el cliente en el momento del proceso de recuperación del crédito.

Estado del Ahorro del Cliente

La entidad financiera a lo largo de su trayectoria de operación crediticia ha identificado que uno de los parámetros más relevantes para la aprobación del crédito, es el estado del ahorro del cliente. Este estado de ahorro, es definido en base al comportamiento histórico de ahorro, y se lo categoriza en dos estados: Económico y Financiero.

Económico

Se categoriza a un cliente que se encuentra en estado de ahorro económico, cuando el cliente registra ahorros únicamente en las fechas próximas de la solicitud del crédito, es decir, sus ingresos no le permiten generar un ahorro mensual, lo que resulta en una alta probabilidad que el crédito solicitado, sea destinado para cubrir descalces en sus finanzas personales.

Financiero

Se categoriza a un cliente que se encuentra en estado de ahorro financiero, cuando el cliente registra ahorros en forma continua y consecutiva, es decir, los ingresos generados por su actividad económica permiten generar un ahorro mensual.

Capacidad de pago

La capacidad de pago es un factor relevante que resulta de la indagación de las actividades económicas que desempeña el cliente, es así, que en el proceso de la entrevista del analista con el cliente, se identifica la categoría de la situación laboral del solicitante, la misma que se encuentra categorizada en dos grupos:

- 1) En relación de dependencia, y
- 2) Negocio Propio

En relación de dependencia

Identificar la categoría de la situación laboral del cliente, permite al analista pronosticar empíricamente, la probabilidad de incumplimiento sobre el análisis de la transacción crediticia en el proceso de aprobación, ya que la diferencia entre una, u otra categoría revela el nivel de volatilidad de los ingresos durante el período de cancelación del préstamo. Es así, que un cliente en relación en dependencia tendrá menos volatilidad que un cliente con negocio propio, ya que cada mes por sus labores en relación en dependencia, percibe un sueldo fijo en forma consecutiva. La categoría en relación de dependencia, goza de un bajo nivel de volatilidad, los ingresos son limitados, y de fácil comprobación.

Negocio Propio

Los clientes registrados bajo actividades de negocio propio se dividen en: negocios propios sin registro contable, y con registro contable. El registro contable permite la fiabilidad en la información proporcionada por el cliente, ya

que ante la presentación de sus documentos contables, y declaraciones enviadas al Servicio de Rentas Internas permite al analista verificar el nivel de ingreso del cliente.

El análisis de la categoría de la situación laboral del cliente, es un parámetro determinante para medir la capacidad de pago. De esta manera, si un cliente se encuentra en relación de dependencia o posee su negocio propio, posee un peso diferencial para la calificación del cliente.

Análisis del destino del crédito y de su factibilidad

Otro de los parámetros para la aprobación del crédito consiste en analizar la actividad o proyecto que será financiado por el crédito concedido por la institución bancaria. La factibilidad y puesta en marcha del proyecto, permitirá al analista proyectar los gastos adicionales que en muchos de los casos, no son contemplados por el cliente debido a su carencia de conocimientos en ciertas reglamentaciones y procedimientos formales, que poseen un costo adicional que el inicialmente contemplado por los solicitantes del microcrédito.

En muchas de las ocasiones este parámetro se convierte en un filtro de los clientes que se perfilan como buenos clientes, ya que pese a que poseen un excelente historial crediticio con la institución, presentan un estado de ahorro financiero, y muestran indicios de una capacidad de pago consecutiva durante el período de la cancelación del crédito; en algunas ocasiones presentan solicitudes de préstamos cuyos proyectos o destinos económicos, se identifican como poco sustentables en el tiempo, resultando un considerable riesgo crediticio.

Capítulo II:

Metodología para el Diseño de un Sistema de Calificación de Clientes de una Cartera Crediticia

II.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.

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.

El credit scoring estima en el momento en que se está llevando a cabo la solicitud, cuál será el comportamiento del crédito hasta su vencimiento, atendiendo al riesgo del cliente. Se evalúa a través de un modelo predictivo de comportamiento de pago o

reembolso mediante una puntuación que mide el riesgo de un prestatario y/o de la operación. En general, estos métodos de calificación de créditos se aplican para obtener un conocimiento sobre distintos aspectos tales como los siguientes:

- a) El comportamiento financiero en cuanto a los productos solicitados y a la morosidad;
- b) La relación entre el riesgo y rentabilidad. El credit scoring aporta información sobre el precio o prima por riesgo, volatilidad, diversificación, etc.;
- c) El coste de la operación. La agilización general de procesos que se consigue con el credit scoring permite la reducción del coste en el proceso de concesión de un crédito.

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 (Ver Cuadro 1: Metodologías estadísticas para Scoring).

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

Técnicas Paramétricas:

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

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 Inexactitud 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.

Análisis Discriminante

El análisis discriminante consiste en una técnica multivariante que permite estudiar simultáneamente el comportamiento de un grupo de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí (Fisher, 1936).

Altman (1968) desarrolló la metodología más utilizada para pronosticar la insolvencia empresarial aplicando variables explicativas en forma de ratios. La Z-score de Altman se interpretaba a través de las variables ingresos netos/ventas, ganancias retenidas/activos, EBIT/activos, valor de mercado del patrimonio neto/valor libros de la deuda y ventas/activos. Esta metodología se adaptó posteriormente a la predicción de la morosidad de clientes de entidades bancarias.

Modelos de Probabilidad Lineal

Los modelos de probabilidad lineal utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (variable dummy) toma el valor de uno (1) si un cliente es fallido, o el valor de cero (0) si el cliente cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas.

Orgler (1970) fue el precursor de esta técnica usando el análisis de regresión en un modelo para préstamos comerciales. Este mismo autor recurrió a dicha técnica para construir un modelo de credit scoring para préstamos al consumo (Orgler, 1971), destacando el alto poder predictivo de las variables sobre el comportamiento del cliente, clasificadas fundamentalmente en cuatro grandes grupos: liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad.

Modelos Probit

En este tipo de modelos donde la variable dependiente es dicotómica se utiliza la metodología de modelos de elección cualitativa.

En los modelos Probit la probabilidad de que el evento ocurra depende de ciertos atributos que caracterizan al individuo que realiza la elección.

Reinke (1998) utilizó un modelo Probit para la elaboración y construcción de un credit scoring para una entidad de microcrédito de Sudáfrica, en el que aceptó las 8 variables explicativas disponibles para una muestra de 1,641 microcréditos. Zeller (1998) diseñó un modelo estadístico de clasificación del cliente para una institución de microfinanzas de Madagascar, también con metodología Tobit. El autor disponía de una muestra de 168 observaciones, incorporando 7 de las 18 variables que tenía por crédito

Modelos Logit o Regresión Logística

Los modelos de regresión logística permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente para pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (no pagador o pagador). La clasificación se realiza de acuerdo con el comportamiento de una serie de variables independientes de cada observación o individuo.

La principal ventaja del modelo de regresión logística radica en que no es necesario plantear hipótesis de partida, como por ejemplo la normalidad de la distribución de las variables, mejorando el tratamiento de las variables cualitativas o categóricas. Además, este modelo presenta la ventaja de medir la probabilidad de incumplimiento al mantener la variable explicada siempre dentro de un rango de variación entre cero y uno.

Wiginton (1980) fue uno de los primeros autores en publicar un modelo de credit scoring aplicando esta metodología. Este autor realizó un estudio comparado entre el análisis discriminante y el modelo Logit en el que determinó que dicho modelo ofrecía un porcentaje de clasificación mejor que el análisis discriminante.

Schreiner (1999), con una muestra de 39,956 microcréditos, desarrolló un modelo en el que empleó la regresión logística binaria en clientes de Bancosol (Bolivia), y en el que incluyó las nueve variables independientes disponibles. Dichas variables fueron resumidas en 1) experiencia como prestatario; 2) historial de morosidad; 3) género; 4) sector de actividad; 5) cantidad desembolsada; 6) garantías; 7) sucursales; 8) oficiales de crédito; y, 9) la fecha del desembolso. También en Bolivia, Vogelgesang (2003) formuló dos aplicaciones estadísticas para dos entidades de 8.002 y 5.956 casos respectivamente, mediante un modelo de utilidad aleatoria bajo los supuestos de Greene (1992). En la región de Latinoamérica, Miller y Rojas (2005) formularon un credit scoring de Pymes de México y Colombia respectivamente, mientras que Milena, Miller y Simbaqueba (2005) hicieron lo mismo para

microfinancieras de Nicaragua. En Mali, Diallo (2006) volvió a emplear la regresión logística para una muestra de 269 créditos de una entidad microbancaria del país. Diallo solo obtuvo 5 variables significativas en su modelo.

Kleimeier y Dinh (2007) construyeron una aplicación de credit scoring para la banca minorista de Vietnam mediante el uso de la regresión logística binaria. La muestra para el modelo estaba conformada por 56.037 créditos de todo tipo (microempresas, consumo, hipotecarios, personales). Obtuvieron 17 variables significativas de 22 variables explicativas, aplicando una combinación adecuada de los conceptos de sensibilidad y especificidad sobre el porcentaje de aciertos.

Aguas y Castillo (2002), proponen un modelo en el cual se puedan estimar apropiadamente las pérdidas potenciales, en las que puede incurrir una entidad financiera en el otorgamiento y seguimiento del crédito, a través de una regresión logística binaria. Es importante tener en cuenta que lo innovador de este trabajo es el cálculo de varios tipos de default, dependiendo de si la economía está en recesión o no, se incluirá en el análisis la hipótesis de la inestabilidad mencionada por Minsky (1992).

Dado las diversas técnicas o metodologías estadísticas para estimar un scoring para clientes de microcréditos, en el cual se manifiesta su riesgo de crédito de la misma forma que en el ámbito bancario y debido a sus limitaciones e inconvenientes para la calificación estadística del cliente potencial; lo cual plantea dificultades a la hora de construirlos, la mayoría de los autores utilizan la metodología de una regresión logística binaria para la construcción del mismo.

Técnicas No Paramétricas:

Las principales metodologías con técnicas no paramétricas son: Programación Lineal, Redes neuronales y Árboles de decisión.

Modelos de Programación Lineal

Son métodos encuadrados dentro de los modelos no paramétricos de credit scoring. En general, este tipo de modelos presentan mayor validez cuando se desconoce la forma que pueda mantener la relación funcional entre las variables. Los modelos de programación lineal permiten programar plantillas o sistemas de asignación de rating sin perder de vista el criterio de optimización de clientes correctamente clasificados. Hand (1981), Showers y Chakrin (1981) y Kolesar y Showers (1985) sentaron las bases de aplicabilidad de esta técnica en la actividad bancaria; a partir de ellos, otros autores han desarrollado esta metodología para predecir la omisión de pago de créditos.

Redes Neuronales

Es una metodología catalogada dentro de las técnicas no paramétricas de credit scoring. Las redes neuronales artificiales tratan de imitar al sistema nervioso, de modo que construyen sistemas con cierto grado de inteligencia. La red está formada por una serie de procesadores simples, denominados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Como nodos de entrada consideramos las características o variables de la operación de crédito.

Davis, Edelman y Gammerman (1992) publicaron un trabajo comparando esta técnica con otras técnicas alternativas de clasificación de clientes. Con posterioridad, Ripley (1994) y Rosenberg y Gleit (1994) describieron algunas de las aplicaciones de las redes neuronales empleadas en las decisiones gerenciales sobre el crédito y sobre la detección del fraude. Desde entonces, gracias al avance en nuevas tecnologías, se han diseñado sistemas avanzados para el objetivo de la clasificación de ‘buenos’ y ‘malos’ clientes potenciales.

Árboles de Decisión

La principal ventaja de esta metodología es que no está sujeta a supuestos estadísticos referentes a distribuciones o formas funcionales.

La aportación de Breiman, Friedman, Olshen y Stone (1984) fue determinante para el desarrollo de otros trabajos utilizando esta técnica. Entre ellos, Makowski (1985), Coffman (1986) y Carter y Catlett (1987) aplicaron modelos de árboles de decisión para la clasificación de clientes en términos de credit scoring. Boyle, Crook, Hamilton y Thomas (1992) realizaron un estudio comparado de esta metodología con el análisis discriminante, confrontando así una técnica paramétrica ante otra no paramétrica.

II.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.

Para el caso más sencillo, el de una única variable explicativa, se trata de encontrar la relación que existe entre la variable explicativa y la endógena. Las posibilidades que se plantean son:

La modelización Logit es similar a la regresión tradicional salvo que utiliza como función de estimación la función logística en vez de la lineal. Con la modelización Logit, el resultado del modelo es la estimación de la probabilidad de que un nuevo individuo pertenezca a un grupo o a otro, mientras que por otro lado, al tratarse de un análisis de regresión, también permite identificar las variables más importantes que explican las diferencias entre grupos.

Existen distintos tipos de modelos Logit en función de las características que presenten las alternativas que definen a la variable endógena la cual permite medir el número de grupos existentes en el análisis. Los modelos Logit se pueden clasificar así:

- a) Logit dicotómico: se utiliza cuando el número de alternativas son dos y excluyentes entre sí.
- b) Logit de respuesta múltiple: se utiliza cuando el número de alternativas a modelizar es superior a dos.
- c) Logit con datos no ordenados: se utiliza cuando las alternativas que presenta la variable endógena no indican ningún orden.
- d) Logit multinomial: se utiliza cuando los regresores del modelo hacen referencia a las observaciones muestrales, por lo que varían entre observaciones pero no entre alternativas.
- e) Logit condicional: se utiliza cuando los regresores del modelo hacen referencia a las alternativas, por lo que sus valores varían entre alternativas pudiendo hacerlo o no entre observaciones.
- f) Logit con datos ordenados: se utiliza cuando las alternativas de la variable endógena representan un orden entre ellas.

Analizaremos el Modelo Logit Dicotómico, que es la clase de modelo Logit que se empleará en el diseño del Scoring de Microcrédito

El Modelo Logit Dicotómico

Presenta las siguientes características principales:

Variable endógena binaria: Identifica la pertenencia del individuo a una de dos posibles categorías, identificando con el número 1 si el individuo pertenece a la característica de interés cuya probabilidad se estimará en el modelo. Se identifica con 0 al elemento que no posee la característica de interés, cuya probabilidad también se estima con el modelo.

Variables exógenas: Son las variables que permiten discriminar entre los grupos y que determinan la pertenencia de un elemento a un grupo u otro. Pueden estar medidas en escala nominal, ordinal, de intervalo o de razón.

Resultado del análisis: El resultado del análisis es un vector de parámetros con valores numéricos, que son los coeficientes para cada uno de las variables explicativas que hacen parte definitiva del modelo. La importancia radica en que a cada valor del vector de parámetros le corresponde una variable explicativa, al tenerse en cuenta todas en conjunto y dar valores a cada una de las variables independientes contenidas en el modelo definitivo, se obtiene el valor de la probabilidad de que un individuo posea la característica de interés estudiada en el modelo.

II.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.

Capítulo III:

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.

III.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.

En este trabajo, se propondrá un modelo de otorgamiento aplicado a la entidad financiera para la administración del riesgo de crédito, ya que la misma no cuenta con un modelo de referencia de este tipo.

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.

De acuerdo a las definiciones establecidas por el Banco Central del Ecuador², un microcrédito es todo crédito no superior a USD 20.000 concedido a un prestatario, sea una empresa constituida como persona natural o jurídica con un nivel de ventas inferior a USD 100.000, un trabajador a cuenta propia, o un grupo de prestatarios con garantía

² Banco Central del Ecuador: Instructivo de Tasas de Interés. Apartado "Definiciones".

solidaria, destinado a financiar actividades en pequeña escala, de producción, comercialización o servicios, cuya fuente principal de repago la constituye el producto de las ventas o ingresos generados por dichas actividades, adecuadamente verificados por la institución del sistema financiero.

Actualmente, los microcréditos que operan en el Ecuador se definen de acuerdo a los siguientes segmentos:

Microcrédito Minorista: El microcrédito minorista o microcrédito de subsistencia son aquellas operaciones de crédito cuyo monto por operación y saldo adeudado³ en microcréditos a la institución financiera sea menor o igual a USD 3.000, otorgadas a microempresarios que registran un nivel de ventas anuales inferior a USD 100.000, a trabajadores por cuenta propia, o a un grupo de prestatarios con garantía solidaria.

Microcrédito de Acumulación Simple: Son aquellas operaciones de crédito, cuyo monto por operación o saldo adeudado en microcréditos a la institución financiera sea superior a USD 3.000 hasta USD 10.000, otorgadas a microempresarios que registren un nivel de ventas o ingresos anuales inferior de USD 100.000, a trabajadores por cuenta propia, o a un de prestatarios con garantía solidaria. Cuando el saldo adeudado en microcréditos supere los USD 3.000 pero no supere los USD 10.000 aunque el monto de la operación sea menor o igual a USD 3.000, la operación pertenecerá al segmento de microcréditos de acumulación simple.

Microcréditos de acumulación ampliada: son aquellas operaciones de crédito superiores a USD 10.000 otorgadas a microempresarios que registren un nivel de ventas anuales inferior a USD 100.000, a trabajadores por cuenta propia, o un grupo de prestatarios con garantía solidaria. Cuando el saldo adeudado en microcréditos con la institución financiera supere los USD 10.000 indiferentemente del monto, la operación pertenecerá al segmento de microcréditos de acumulación ampliada.

Del análisis realizado a la muestra de 26.468 clientes de la base de datos que disponemos, se obtuvo que el 75.78% corresponde a microcréditos minoristas, el

³ En el saldo adeudado no se suma la nueva operación de crédito.

23.40% a microcréditos de acumulación simple y el 0.82% a microcréditos de acumulación ampliada.

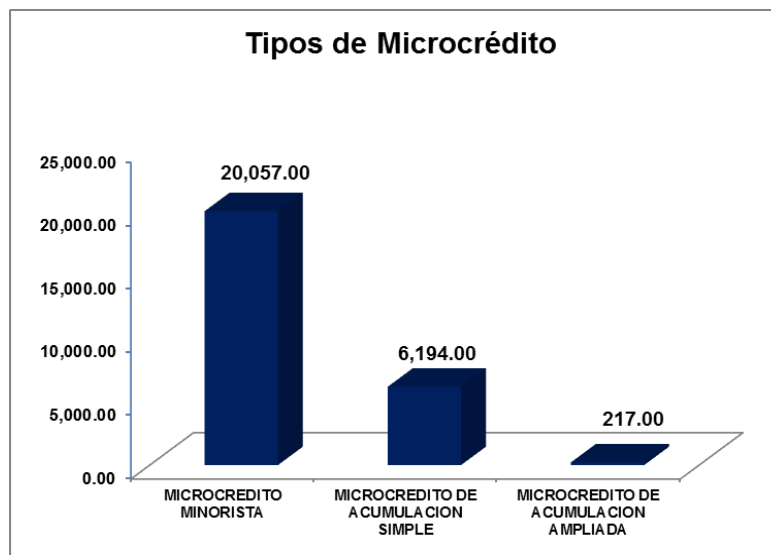
Cuadro 2: Distribución de la muestra por el tipo de crédito bajo la definición del Banco Central del Ecuador.

Segmento por Tipo de Crédito		
Tipo de Crédito	Clientes	%
MICROCRÉDITO MINORISTA	20,057.00	75.78%
MICROCRÉDITO DE ACUMULACION SIMPLE	6,194.00	23.40%
MICROCRÉDITO DE ACUMULACION AMPLIADA	217.00	0.82%
Total general	26,468.00	100%

Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis
 Elaboración: Autores

Esto conlleva a determinar que existe un porcentaje mayor al 50% de la muestra obtenida, de clientes cuyas ventas anuales son inferiores a USD 100.000 y mantienen montos y saldos adeudados menores o iguales a USD 3.000.

Gráfico 3: Tipos de crédito minorista



Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis
 Elaboración: Autores

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.

El establecimiento del Incumplimiento para una institución financiera ecuatoriana, es tan importante como la recopilación de información para realizar los modelos estadísticos (Probit, Logit), puesto que con las variables independientes que se recopilen, se estimará cuándo un cliente registra en estado de incumplimiento según las políticas determinadas como parte del perfil de riesgo que adopte la institución, es decir, el default es la variable dependiente del modelo de credit scoring que se determine.

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.

En la Legislación ecuatoriana no se encuentra definido las máximas moras por segmento de crédito para definir el incumplimiento. De tal forma, se toma como referencia al país Colombia por tener una mayor experiencia en riesgo de crédito en Latinoamérica.

Cuadro 3: Definición de incumplimiento por segmento de cartera

SEGMENTO DE CARTERA	DEFINICIÓN DE INCUMPLIMIENTO
1. Comercial	Igual o mayor a 150 días máxima mora en un año
2. Consumo	Mayor a 90 días máxima mora en un año
3. Microcrédito	Igual o mayor a 30 días máxima mora en un año
4. Vivienda	Igual o mayor a 180 días máxima mora en un año.

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia, Circular 100/95

Elaboración: Autores

Sin embargo, en el Ecuador a partir de la vigencia de la Norma JB-2011-1897 del Libro de Codificación de Resoluciones de la Superintendencia de Bancos y Seguros, la calificación para microcréditos define un mismo comportamiento que los créditos de consumo, es decir su calificación cambia de “A-1” a “B-1” a partir de los 15 días de vencido y a partir de los 120 días el cliente cae en default, es decir con calificación “E”.

Cuadro 4: Calificación de Microcréditos

CATEGORÍAS	DÍAS DE MOROSIDAD
A - 1	0 días
A - 2	1 - 8 días
A - 3	9 - 15 días
B - 1	16 - 30 días
B - 2	31 - 45 días
C - 1	46 - 70 días
C - 2	71 - 90 días
D	91 - 120 días
E	+ 120 días

Fuente: Libro de Codificación de Resoluciones de la Superintendencia de Bancos y Seguros⁴

Elaboración: Autores

El incumplimiento de pago debe definirse con cautela, por lo que es necesario identificar todo atraso que conlleve un coste para la organización. Para ello se han de verificar las siguientes condiciones:

⁴ 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. (Reformada con Resol. JB-2011-1897 del 15 de marzo del 2011). En vigencia desde Julio 2012.

- a) El atraso percibido ha de ser real y no estimado, según fechas concretas marcadas en la contratación del crédito, en función del método estipulado para su amortización por las partes contratantes.
- b) El atraso ha de producirse en, al menos, una cuota de amortización del microcrédito.

En el modelo de calificación riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia, Schreiner (1999) establece el atraso costoso como un “atraso de 15 días o más”, sin argumentar los motivos en los que se basa para determinarlo.

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_dia_vencido	3607	100.0%	0	.0%	3607	100.0%

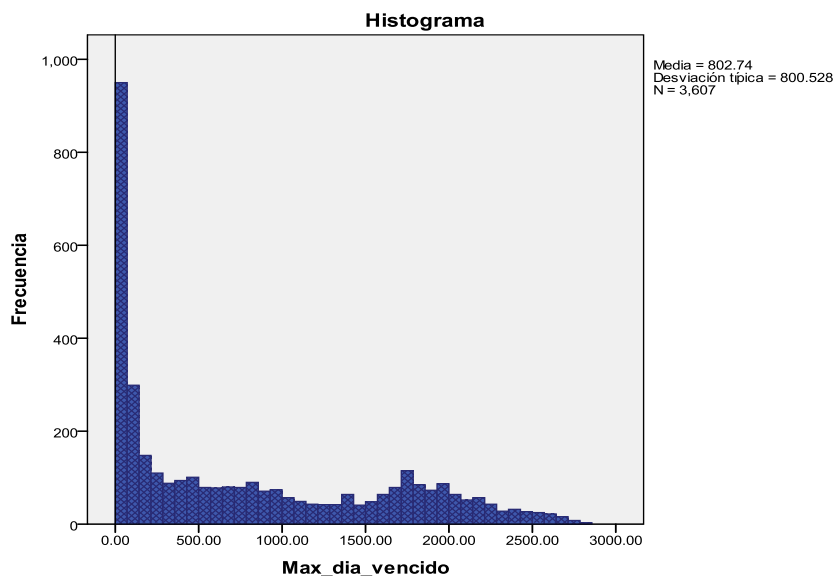
Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria
 Elaboración: Autores

Descriptivos

			Estadístico	Error típ.
Max_dia_vencido	Media		802.7419	13.32919
	Intervalo de confianza para la media al 95%	Límite inferior	776.6084	
		Límite superior	828.8754	
	Media recortada al 5%		754.0725	
	Mediana		510.0000	
	Varianza		640845.601	
	Desv. típ.		800.52833	
	Mínimo		6.00	
	Máximo		2810.00	
	Rango		2804.00	
	Amplitud intercuartil		1476.00	
	Asimetría		.679	.041
	Curtosis		-.923	.082

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

Gráfico 4: Histograma de Frecuencias – Maximos Días Vencidos



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

Como se puede observar los gráficos y cuadros anteriores, la media de tiempo máximo de incumplimiento de los clientes ha sido de 802 días, con un intervalo del 95% de confianza enmarcado en un límite inferior de 776 a un límite superior a 828 días.

Con el percentil 95, se puede establecer que el 95% de los créditos otorgados a clientes tienen una morosidad máxima de 2.245 días, es decir que la morosidad del 95% de los clientes estará por debajo de este valor.

Tabla 2: Percentiles

		Percentiles						
		Percentiles						
		5	10	25	50	75	90	95
Promedio ponderado (definición 1)	Max_dia_vencido	13.0000	21.0000	66.0000	510.0000	1542.0000	2014.2000	2245.6000
Bisagras de Tukey	Max_dia_vencido			66.0000	510.0000	1541.0000		

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

Sin embargo, valor de default para clientes de microcréditos de una entidad bancaria, fue establecido de acuerdo a los siguientes criterios:

- La aproximación del análisis estadístico del comportamiento histórico de clientes en mora, con una mediana de 510 días de mora máxima.
- Si se obtiene 200 días de mora o más, en una ventana de tiempo de 12 meses.
- Si la obligación aparece como castigada, es decir, créditos insolutos reconocidos como “Pérdida”.
- De acuerdo a las políticas establecidas por la institución financiera, la cual de acuerdo al comportamiento histórico de pago de sus clientes, no establece definiciones de default más altos.

Por lo tanto, la definición de default obedece a las políticas establecidas por la Institución financiera en 200 días de mora máximo.

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.

Cuadro 5: 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

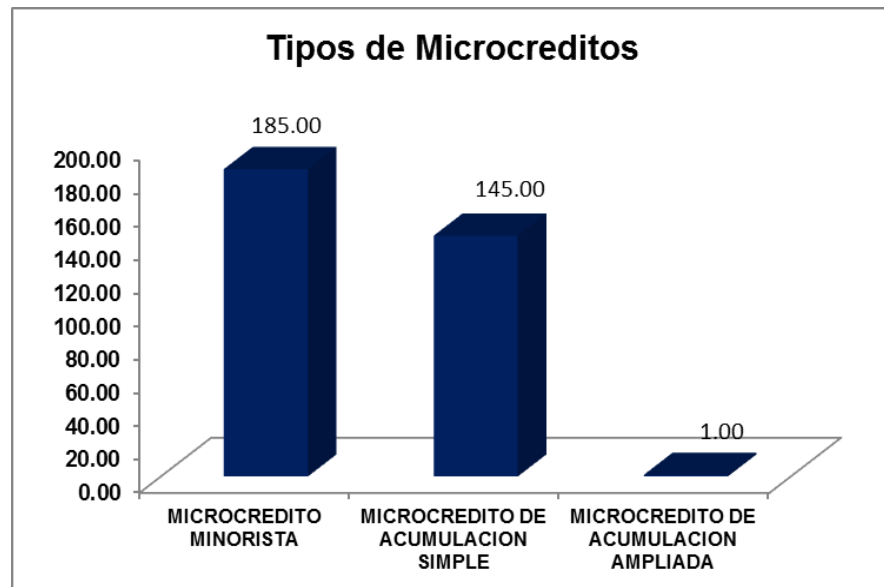
Por tipo de crédito, se determinó que de los 331 clientes que tienen máximas moras mayores a 200 días, el 55.89% pertenecen al tipo de microcréditos Minoristas y el 43.81% a Microcrédito de Acumulación Simple, es decir son créditos otorgados por montos menores a USD 3.000 y de USD 3.000 hasta USD 10.000.

Cuadro 6: Segmento por tipo de crédito- clientes con incumplimiento

Segmento por Tipo de Crédito		
Tipo de Crédito	Clientes	%
MICROCRÉDITO MINORISTA	185.00	55.89%
MICROCRÉDITO DE ACUMULACION SIMPLE	145.00	43.81%
MICROCRÉDITO DE ACUMULACION AMPLIADA	1.00	0.30%
Total general	331.00	100%

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

Gráfico 5: Tipos de crédito minorista- clientes con incumplimiento



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

Una vez determinada la variable dependiente (Default) en el modelo estadístico, la cual es dicótoma con un valor de uno (1) para los créditos incumplidos y cero (0) para los créditos que resultaron cumplidos en sus pagos en cada vencimiento, se procede al análisis de Regresión Logit en base a la información cuantitativa y cualitativa, para poder calificar a los clientes actuales y nuevos de la cartera de microcréditos.

III.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 que será analizada su significancia para el modelo, son:

1. Tipo de Crédito: Es la categoría o segmento al que pertenece el cliente de microcréditos de acuerdo a las definiciones del Banco Central del Ecuador estas son: Microcrédito minorista, microcrédito de acumulación simple y microcrédito de acumulación ampliada.
2. Calificación Crediticia: Determina la calificación constituida de acuerdo a los rangos de calificación crediticia determinadas en la Norma de Calificación de Activos y Constitución de Provisiones de la Superintendencia de Bancos y Seguros.
3. Monto: Es el volumen del préstamo concedido.
4. Plazo: Es la duración en días al cual se concede los préstamos.
5. Sucursal: Es el lugar en el cual se solicitó el préstamo, con cuatro puntos: Matriz, y 3 agencias en la ciudad de Guayaquil.
6. Actividad Económica: Es la actividad propia del cliente de acuerdo a su perfil de negocio, está ingresada de acuerdo a las tablas de actividades económicas establecida por la Superintendencia de Bancos y Seguros.
7. Destino Económico: Es el proyecto hacia el cual se destinarán los recursos concedidos al cliente.
8. Tipo de Gestión de Cobranza: Es la forma en cómo los analistas gestionan la recuperación de los créditos concedidos. Puede ser a través de: Gestión Telefónica, notificación y visitas al lugar.
9. Valor del Ahorro: Es el monto de ahorro con el cual los clientes pueden solicitar los créditos, dependiendo de un comportamiento del cliente, el cual puede ser financiero, es decir un ahorro continuo o económico un ahorro solo para generar el crédito.

10. Edad: Es la edad al momento de la solicitud de crédito.
11. Estado Civil: Estado civil del prestatario.
12. Nacionalidad: Nacionalidad del prestatario
13. Lugar de Nacimiento: Lugar de Nacimiento del Prestatario
14. Provincia: Es la provincia a la cual pertenece el prestatario
15. Sexo: Genero del Prestatario. (Variable dicotómica)
16. Tipo de vivienda: Tipo de vivienda del prestatario.
17. Profesión: Profesión del prestatario
18. Nivel de educación: Nivel de educación del cliente.
19. Tiempo de actividad laboral: tiempo en años de la actividad laboral del cliente.
20. Cargas: Numero de dependientes que tiene el cliente.
21. Ingresos reportados en la solicitud del crédito: Ingresos del prestatario al momento de la solicitud de crédito.
22. Egresos reportados en la solicitud del crédito: Gastos del prestatario al momento de la solicitud de crédito.
23. Pagos mensuales: Dividendos del prestatario al momento de la solicitud de crédito.

La información histórica crediticia de los clientes de la Institución, fue extraído de un sistema integrado de gestión de cartera y de clientes, sistema que guarda información tanto cuantitativa y cualitativa relativa a cada cliente en la fecha de la concesión del microcrédito.

Posteriormente, dicha información fue descargada a una base de datos en Excel. En dicha base se dispuso de información que no necesariamente constituían variables explicativas, pero era necesaria para la definición de éstas.

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.

Una vez obtenida la depuración de la información, se procede a realizar el modelo de Calificación Credit Scoring, de acuerdo a la metodología de Regresión Logística Binaria.

III.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.

III.3.1. Significancia estadística

La metodología de regresión logística aplicada de acuerdo a los resultados, determina las influencias de cada variable independiente sobre la variable dependiente (cumplidos o incumplidos) según el OR (Odd Ratio). Éste se define como $\text{Exp}(\beta)$, donde Exp es la función exponencial, y β es el valor del parámetro de regresión de la variable independiente en el modelo.

Una OR mayor que 1 indica un aumento en la probabilidad del evento de incumplimiento sobre el hecho de pagar cuando la variable explicativa aumenta en una unidad; inversamente, una OR menor que 1 indica lo contrario

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.

El valor de $\text{Exp}(\beta)$ es de 0.003 para la variable **CALIFICACIÓN1(Calificación "A")**, lo cual indica que existe una disminución de probabilidad de incumplimiento, sobre el hecho de pagar una obligación crediticia, cuando esta variable aumenta en una unidad. Esta variable coincide con el hecho de que mientras el deudor mantenga mayores calificaciones de riesgo normal "A", esta categoría de calificación mostrará una probabilidad menor de ser un mal cliente. Por otro lado, las demás categorías de calificación no muestran relación alguna con el hecho del cliente caiga en default. Por lo tanto se categorizará a un nuevo crédito de bajo riesgo, a aquellos clientes que sean calificados como riesgo normal "A".

El valor de $\text{Exp}(\beta)$ es de 0.995 para la variable **PLAZO**, lo cual indica que existe una disminución de probabilidad de incumplimiento, sobre el hecho de pagar una obligación crediticia, cuando esta variable sea mayor. En este si el crédito concedido es a largo plazo, influye en el hecho de que el cliente cancele sus créditos en las primeras cuotas o dividendos hasta el vencimiento. Sin embargo esta variable puede depender de otros factores como el flujo de caja del prestatario de acuerdo a la actividad económica que realiza, que conlleva a depender del tiempo que tiene el cliente de cancelar su obligación, en base a sus flujos proyectados.

El valor de $\text{Exp}(\beta)$ es de 0.976 para la variable **EDAD**, lo cual indica que existe una disminución de probabilidad de incumplimiento, sobre el hecho de pagar una obligación crediticia, cuando esta variable aumenta en una unidad. La edad es un factor significativo sobre el hecho de que mientras el cliente sea mayor, esta persona sea más cumplida con respecto al pago de las cuotas del préstamo.

El valor de $\text{Exp}(\beta)$ es de 71.687 para la variable **NIVEL DE EDUCACION3 (Ninguno)**, lo cual indica que existe un aumento de probabilidad de incumplimiento, sobre el hecho de pagar una obligación crediticia, cuando esta variable aumenta en una unidad. Esta variable relevante al modelo, indica que si el cliente no tiene ninguna educación, mayor será la probabilidad de que estos sean incumplidos en sus pagos. Esta variable representa una de las posibilidades más altas de pertenecer a un cliente con riesgo alto.

Tabla 3: Variables en la ecuación

		Variables en la ecuación						
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 1ª	CALIF_			726.336	4	.000		
	CALIF_(1)	-6.839	.254	726.336	1	.000	.001	
	CALIF_(2)	-21.141	6996.698	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-21.141	7338.199	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-21.141	6793.852	.000	1	.998	.000	
	Constante	-.061	.094	.430	1	.512	.940	
Paso 2ª	CALIF_			500.500	4	.000		
	CALIF_(1)	-5.940	.266	500.500	1	.000	.003	
	CALIF_(2)	-19.577	6963.573	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-19.534	7289.729	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-19.938	6549.090	.000	1	.998	.000	
	Nivel_de_educación			185.614	5	.000		
	Nivel_de_educación(1)	1.020	1.155	.781	1	.377	2.774	
	Nivel_de_educación(2)	1.272	1.043	1.486	1	.223	3.568	
	Nivel_de_educación(3)	4.099	1.034	15.706	1	.000	60.254	
	Nivel_de_educación(4)	1.107	1.070	1.071	1	.301	3.026	
	Nivel_de_educación(5)	-13.332	2478.840	.000	1	.996	.000	
		Constante	-2.761	1.026	7.242	1	.007	.063
	Paso 3ª	PLAZO	-.005	.002	10.482	1	.001	.995
CALIF_				504.016	4	.000		
CALIF_(1)		-6.009	.268	504.015	1	.000	.002	
CALIF_(2)		-19.525	6922.451	.000	1	.998	.000	
CALIF_(3)		-19.457	7203.974	.000	1	.998	.000	
CALIF_(4)		-19.538	6685.163	.000	1	.998	.000	
Nivel_de_educación				189.250	5	.000		
Nivel_de_educación(1)		.996	1.158	.740	1	.390	2.708	
Nivel_de_educación(2)		1.252	1.046	1.433	1	.231	3.499	
Nivel_de_educación(3)		4.155	1.037	16.042	1	.000	63.776	
Nivel_de_educación(4)		1.018	1.073	.900	1	.343	2.768	
Nivel_de_educación(5)		-13.150	2514.210	.000	1	.996	.000	
		Constante	-.739	1.197	.381	1	.537	.478
Paso 4ª	PLAZO	-.005	.002	9.716	1	.002	.995	
	Edad	-.024	.010	6.244	1	.012	.976	
	CALIF_			477.409	4	.000		
	CALIF_(1)	-5.891	.270	477.409	1	.000	.003	
	CALIF_(2)	-19.614	6902.939	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-19.526	7176.003	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-19.560	6662.612	.000	1	.998	.000	
	Nivel_de_educación			188.253	5	.000		
	Nivel_de_educación(1)	1.030	1.161	.788	1	.375	2.802	
	Nivel_de_educación(2)	1.239	1.048	1.397	1	.237	3.452	
	Nivel_de_educación(3)	4.272	1.042	16.826	1	.000	71.687	
	Nivel_de_educación(4)	1.068	1.075	.986	1	.321	2.910	
	Nivel_de_educación(5)	-13.309	2479.141	.000	1	.996	.000	
	Constante	.158	1.254	.016	1	.900	1.171	

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

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. 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 4: 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

De acuerdo al histograma de frecuencias sobre una base de 26.468 clientes de microcréditos, se obtuvo los resultados descriptivos de cada una de las variables independientes consideradas para el análisis.

Tabla 5: Estadísticos descriptivos

Estadísticos descriptivos					
	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
Tipo de Microcredito	26468	2.00	4.00	2.2504	.45179
Monto	26468	100.00	50000.00	1596.1112	1940.72589
Plazo	26468	360.00	2160.00	389.8447	90.02140
Sucursal	26468	1.00	30.00	13.6238	11.19497
Act.Economica	26468	12.00	10268.00	7706.6937	4201.36663
Destino Economico	26468	210.00	10030.00	7438.8730	4304.36705
Valor ahorro	26468	.00	42192.35	171.3949	828.72526
Edad	26468	19.00	94.00	46.2580	13.35618
Antigüedad Laboral	26468	.00	24836.00	10.0727	213.19379
Numero de Cargas	26468	.00	300.00	.4701	2.14156
Ingresos	26468	.00	81100.00	638.5171	742.79583
Egresos	26468	.00	50300.00	282.5647	443.27873
Cuotas mensuales	26468	9.31	3743.86	133.1104	138.84083
Calificacion	26468	1	5	1.11	.629
Tipo de Cobranza	26468	1	3	2.00	.034
Estado Civil	26468	1	5	2.31	1.102
Nacionalidad	26468	1	7	3.00	.100
Lugar de nacimiento	26468	1	219	97.46	43.876
Provincia	26468	1	37	17.59	3.843
Sexo	26468	1	2	1.44	.497
Tipo de Vivienda	26468	1	6	4.54	1.673
Profesion	26468	1	51	36.32	4.963
Nivel de educacion	26468	1	6	2.76	1.329
N válido (según lista)	26468				

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

La variable dependiente, default, presentó que el 98.7% de los clientes de la muestra en análisis son “Cumplidos” en sus pagos, mientras que solo el 1.3% son “Incumplidos” con respecto a sus obligaciones crediticias.

Tabla 6: Default

		Default			
		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Cumplido	26137	98.7	98.7	98.7
	Incumplido	331	1.3	1.3	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

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

Una vez identificadas las variables que ingresan al modelo de regresión logística binaria, y utilizando las pruebas de bondad de ajuste y de clasificación de probabilidades, se obtienen los siguientes resultados:

III.3.2. 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 (Ver Tabla 7: Prueba de Hosmer y Lemeshow).

Tabla 7: Prueba de Hosmer y Lemeshow

Prueba de Hosmer y Lemeshow			
Paso	Chi cuadrado	gl	Sig.
1	.000	0	.
2	5.545	3	.136
3	275.477	5	.000
4	17.308	8	.027

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

Sin embargo, el ajuste al modelo de regresión, también se puede observar de acuerdo a la tabla de contingencias de la prueba de Hosmer y Lemeshow, la cual agrega los casos similares dentro de un mismo grupo, obteniendo los valores reales y los esperados de default tanto de cumplidos e incumplidos de la regresión binaria.

Tabla 8: Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

	Default = Cumplido		Default = Incumplido		Total	
	Observado	Esperado	Observado	Esperado		
Paso 1	1	98	98.000	0	.000	98
	2	18101	18101.000	239	239.000	18340
Paso 2	1	1682	1682.773	1	.227	1683
	2	1551	1550.284	0	.716	1551
	3	4046	4047.961	4	2.039	4050
	4	9764	9765.199	7	5.801	9771
	5	1156	1152.782	227	230.218	1383
Paso 3	1	2262	2262.745	1	.255	2263
	2	1592	1592.538	1	.462	1593
	3	1374	1373.343	0	.657	1374
	4	3488	3490.293	4	1.707	3492
	5	6	6.996	1	.004	7
	6	8324	8323.854	5	5.146	8329
	7	1153	1149.231	227	230.769	1380
Paso 4	1	1856	1856.841	1	.159	1857
	2	1852	1851.559	0	.441	1852
	3	1847	1847.380	1	.620	1848
	4	1833	1835.246	3	.754	1836
	5	1865	1864.109	0	.891	1865
	6	1830	1832.005	3	.995	1833
	7	1769	1768.910	1	1.090	1770
	8	1919	1919.639	2	1.361	1921
	9	1787	1786.480	1	1.520	1788
	10	1641	1636.830	227	231.170	1868

Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria

Elaboración: Autores

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 R^2 de Cox y Snell y R^2 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 R^2 de Cox y Snell y Nagelkerke son 0.097 y 0.752 respectivamente.

Tabla 9: Resumen del modelo

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Coxy 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

Tabla 10: Tabla de clasificación

Observado	Pronosticado							
	Casos seleccionados ^a				Casos no seleccionados ^b			
	Default		Porcentaje correcto	Default		Porcentaje correcto		
	Cumplido	Incumplido		Cumplido	Incumplido			
Paso 1	Default	Cumplido	18199	0	100.0	7938	0	100.0
		Incumplido	239	0	.0	92	0	.0
		Porcentaje global			98.7			98.9
Paso 2	Default	Cumplido	18154	45	99.8	7921	17	99.8
		Incumplido	52	187	78.2	24	68	73.9
		Porcentaje global			99.5			99.5
Paso 3	Default	Cumplido	18159	40	99.8	7924	14	99.8
		Incumplido	55	184	77.0	25	67	72.8
		Porcentaje global			99.5			99.5
Paso 4	Default	Cumplido	18159	40	99.8	7923	15	99.8
		Incumplido	55	184	77.0	25	67	72.8
		Porcentaje global			99.5			99.5

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.

Para obtener este resultado se tomó aproximadamente el 70% del total de la muestra que corresponden a 18.527 clientes, los mismos que fueron seleccionados para calcular el modelo de regresión logística, a través de la distribución de Bernoulli, y el resto de casos de la muestra establecida, permitirán verificar los resultados obtenidos.

Al realizar el cálculo de los valores de “Sensibilidad” y “Especificidad”, el cual es un método de comparación de resultados y que permite seleccionar un punto de corte, este valor constituye la frontera en el que la probabilidad de acierto es mayor. Por lo cual realizando el método estadístico llamado Curva Cor, el área bajo la curva es igual al 96.3%. Este es el poder de discriminación del modelo realizado, es decir un 96.3% del máximo posible. Por lo tanto se puede concluir que este modelo es estadísticamente significativo.

Tabla 11: Área bajo la curva

Área bajo la curva

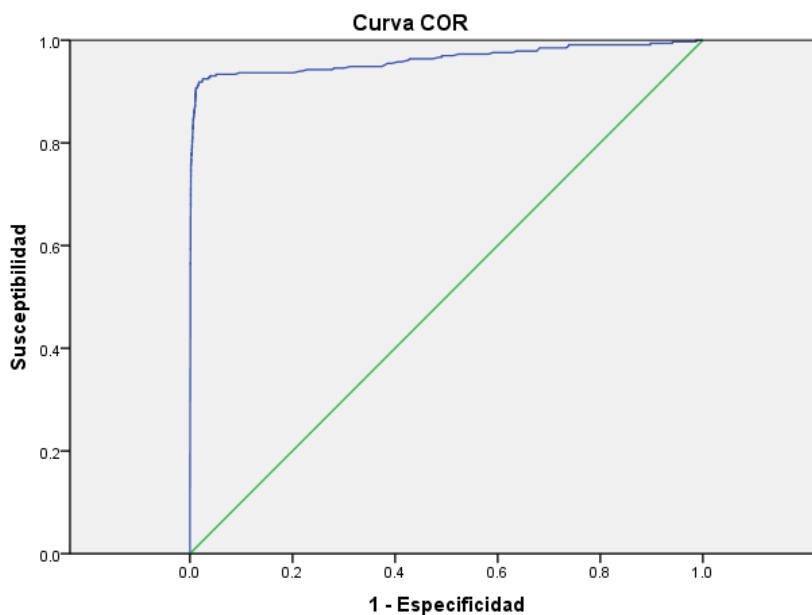
Variables resultado de contraste: Probabilidad pronosticada

Área	Error típ. ^a	Sig. asintótica ^b	Intervalo de confianza asintótico al 95%	
			Límite inferior	Límite superior
.963	.008	.000	.948	.979

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

Al aproximarse la curva COR del modelo a la esquina superior izquierda del gráfico se confirma que el modelo dispone de una correcta capacidad de discriminación entre los dos grupos de clientes.

Gráfico 6: Curva Cor



Los segmentos diagonales son producidos por los empates.

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

III.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.

III.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, metodología estadística, que determina el número de clases en función a la expresión matemática:

Ecuación 6:

$$c = 1 + \log_2 N$$
, donde N es el tamaño de la muestra.

o, en logaritmo de base 10 con la siguiente fórmula

Ecuación 7:

$$c = 1 + 3.322 * \log N$$

El valor de "c" (número de clases)

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.

Las políticas definidas para la elaboración de los grupos de riesgo son:

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%.

Cuadro 7: 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	5.62%	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	1.06%	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%	75.53%
	L	61.81%	67.43%	5	0	0.85%	75.53%
	M	67.43%	73.05%	2	8	0.83%	77.95%
	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%	88.43%	91	24	0.63%	90.63%
	Q	88.43%	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.

Como se muestra en la Cuadro 7, los clientes analizados fueron 26.468 clientes, de los cuales 26.137 se identificaron como clientes buenos, bajo la definición de default (Ver apartado III.3); y 331 clientes como malos. Como se puede observar en el Anexo 6, el 98.08% de los clientes buenos (26.137 clientes) se encuentran en el nivel de riesgo A y

B (440 en el Grupo A y 25.197 en el Grupo B), con probabilidades de incumplimiento de 0% a 11.24%, lo cual infiere que los procedimientos 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 pocas probabilidades de incumplimiento.

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. El análisis realizado diseña un modelo de calificación estadística que predice correctamente en 99.5% de los microcréditos de la cartera de la Institución bancaria, corroborado por un porcentaje similar del 99.5% en el proceso de validación del modelo (Ver Tabla 10: Tabla de clasificación-página 47).

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 poder predictivo de este modelo promueve la acumulación de información enfocada a la actualización permanente de los historiales crediticios de los clientes de la cartera de

microcrédito, ya que mientras mayor sea la información con la que se cuente, mejor será la predicción que resulte del modelo.

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, los cuales se citan en el apartado 1.3.2. Estos parámetros 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 bibliográficas

Publicaciones

MAGIL, JOHN H. y MEYER, RICHARD L. (2004). “Microempresas y Microfinanzas en Ecuador”.

BANCO CENTRAL DEL ECUADOR, “Instructivo de Tasas de Interés”, “Manual de Procedimientos para envío de información de tasas de interés al Banco Central del Ecuador”, pág. 12-13

ECON. MAURICIO POZO (Mayo 2012). Seminario- Los mercados y las opciones de negocios de Quito y Guayaquil.

MATIAS ALFREDO GUTIERREZ GIRAULT (Octubre 2007). Modelos Credit Scoring - Qué, Cómo, Cuándo y Para Qué

VELEZ ZAPATA CLAUDIA PATRICIA, CORTÉZ RAMIREZ JUAN ALEJANDRO, MAYAMA BLANDON JUAN CAMILIO (Mayo 2009). Modelo del Riesgo crediticio para la empresa funeraria.

INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICAS Y CENSOS (2010). Resultados del Censo 2010.

SALVADOR RAYO CANTÓN, JUAN LARA RUBIO, DAVID CAMINO BLASCO (2010). Credit Scoring Model for Institutions of Microfinance under the Basel II Normative.

EDWARD I. ALTMAN (1968) Bankruptcy and the Altman z-score

ORGLER, YAIR (1970) A Credit Scoring Model for Commercial Loans

MARK SCHEIRNER, (1999). A Scoring Model of the Risk of Costly Arrears at a Microfinance Lender in Bolivia

L. THOMAS, D. EDELMAN, J., CROOK, (1985) Credit Scoring and its Applications

THI HUYEN THANH DINH y STEFANIE KLEIMER (2007) A credit scoring model for Vietnam's retail banking market

HYMAN P. MINSKY (1992) The Financial Instability Hypothesis

D.J. HAND, W.E. HENLEY (1997), Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review

WIGINTON (1980) The Logistic Regression.

E. ROSENBERG, A. GLEIT (1994), Quantitative Methods in Credit Management: A Survey

LEO BREIMAN, JEROME FRIEDMAN, CHARLES J. STONE, R.A. OLSHEN (1984) Classification and Regression Trees

NAEEM SIDDIQI (2006). Credit Risk Scorecards - Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring.

PHILIPPE JORION (2007). Value at Risk- The New Benchmark for managing financial risk.

COMITÉ DE SUPERVISION BANCARIA (2001).El Nuevo Acuerdo de Capital de Basilea, http://www.bis.org/publ/bcbsca03_s.pdf.

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.

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.

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.

ANDRES ROBERTS, (2003). El Microcrédito y su aporte al Desarrollo Económico

DR. EDGAR CASTILLO, (2012). Gestión del Riesgo de Crédito, Tecnológico de Monterrey.

Entrevistas

ESCOBAR JACOME, ANTUAN (Abril 2012), entrevista realizada al Dr. Antuan Escobar, Vicepresidente de Riesgos del Banco Coopnacional S.A.

SORIANO QUISPE, PAOLA (Febrero 2012), entrevista realizada a Paola Soriano Quispe, Oficial de crédito Banco Coopnacional S.A.

Glosario de Términos

Credit Scoring

El *Credit Scoring*, es un sistema de calificación que predice y mide el riesgo de incumplimiento de un cliente en la cancelación de un crédito concedido por una institución financiera.

Default

El *Default*, es una palabra de origen anglosajón utilizada en el sector financiero para denominar a la situación de impago de un cliente cuando éste no puede cancelar el préstamo concedido por la institución financiera.

Microcrédito

El *Microcrédito*, también denominado microfinanzas, consiste en la provisión de una variedad de servicios financieros tales como depósitos, préstamos y seguro a familias pobres que no tienen acceso a los recursos de las instituciones financieras formales.

Anexos

Tabla de Contenido

Anexo 1: Operación crediticia 2009, 2010 y 2011

Anexo 2: Variables Independientes

Anexo 3: Estadísticos Descriptivos

Anexo 4: Tablas de frecuencia

Anexo 5: Regresión Logística Binaria: Método de Razón de Verosimilitud

Anexo 6: Tabla de Puntaje o Score- Clasificación por Grupos de Riesgo

Anexo 1: Operación crediticia de la institución bancaria en los años: 2009, 2010 y 2011.

2009	MONTO CONCEDIDO	OPERACIONES CONCEDIDAS	MOROSIDAD
Enero	3,162,463	2,056	0.41
Febrero	3,265,504	2,074	0.43
Marzo	4,083,708	2,554	0.47
Abril	3,406,853	2,262	0.49
Mayo	3,487,130	2,343	0.43
Junio	3,647,646	2,340	0.49
Julio	3,539,127	2,400	0.63
Agosto	2,968,188	2,124	0.67
Septiembre	3,237,456	2,276	0.73
Octubre	3,110,333	2,203	0.78
Noviembre	3,288,625	2,297	0.46
Diciembre	3,508,116	2,658	0.40
Suma	40,705,149	27,587	
Promedio	3,392,096	2,299	0.53

2010	MONTO CONCEDIDO	OPERACIONES CONCEDIDAS	MOROSIDAD
Enero	2,316,719	1,645	0.56
Febrero	2,958,417	2,017	0.59
Marzo	3,849,115	2,517	0.64
Abril	3,205,579	2,100	0.66
Mayo	3,500,003	2,254	0.39
Junio	3,905,326	2,391	0.42
Julio	3,906,549	2,619	0.41
Agosto	3,988,782	2,499	0.40
Septiembre	4,069,366	2,512	0.43
Octubre	4,440,383	2,755	0.17
Noviembre	4,546,179	2,847	0.20
Diciembre	4,543,186	2,980	0.20
Suma	45,229,604	29,136	
Promedio	3,769,134	2,428	0.42

2011	MONTO CONCEDIDO	OPERACIONES CONCEDIDAS	MOROSIDAD
Enero	4,000,354	2,331	0.24
Febrero	4,112,962	2,489	0.28
Marzo	4,226,452	2,527	0.34
Abril	3,440,955	2,178	0.25
Mayo	4,227,537	2,527	0.37
Junio	4,132,024	2,610	0.41
Julio	3,640,767	2,417	0.45
Agosto	4,544,905	2,850	0.46
Septiembre	4,581,304	2,867	0.22
Octubre	4,499,203	2,964	0.28
Noviembre	4,059,195	2,838	0.34
Diciembre	4,260,580	2,994	0.35
Suma	49,726,238	31,592	
Promedio	4,143,853	2,633	0.33

Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis
Elaboración: Autores

Anexo 2: Variables Independientes

No.	Variables	Concepto
1	TIPO DE CREDITO	Es la categoría o segmento al que pertenece el cliente de microcréditos de acuerdo a las definiciones del Banco Central del Ecuador estas son: Microcrédito minorista, microcrédito de acumulación simple y microcrédito de acumulación ampliada
2	CALIFICACION	Determina la calificación constituida de acuerdo a los rangos de calificación crediticia determinadas en la Norma de Calificación de Activos y Constitución de Provisiones de la Superintendencia de Bancos y Seguros
3	MONTO	Es el volumen del préstamo concedido
4	PLAZO	Es la duración en días al cual se concede los préstamos
5	SUCURSAL	Es el lugar en el cual se solicitó el préstamo, con cuatro puntos: Matriz, y 3 agencias en la ciudad de Guayaquil
6	ACTIVIDAD ECONOMICA	Es la actividad propia del cliente de acuerdo a su perfil de negocio, está ingresada de acuerdo a las tablas de actividades económicas establecida por la Superintendencia de Bancos y Seguros
7	DESTINO ECONOMICO	Es el proyecto hacia el cual se destinarán los recursos concedidos al cliente.
8	TIPO DE COBRANZA	Es la forma en cómo los analistas gestionan la recuperación de los créditos concedidos. Puede ser a través de: Gestión Telefónica, notificación y visitas al lugar
9	VALOR AHORRO	Es el monto de ahorro con el cual los clientes pueden solicitar los créditos, dependiendo de un comportamiento del cliente, el cual puede ser financiero, es decir un ahorro continuo o económico un ahorro solo para generar el crédito
10	EDAD	Es la edad al momento de la solicitud de crédito
11	ESTADO CIVIL	Estado civil del prestatario
12	NACIONALIDAD	Nacionalidad del prestatario
13	LUGAR DE NACIMIENTO	Lugar de Nacimiento del prestatario
14	PROVINCIA	Es la provincia a la cual pertenece el prestatario
15	SEXO	Género del Prestatario. (Variable dicotómica)
16	TIPO DE VIVIENDA	Tipo de vivienda del prestatario
17	PROFESION	Profesión del prestatario
18	NIVEL DE EDUCACION	Nivel de educación del cliente
19	TIEMPO EN ACT.LABORAL	Tiempo en años de la actividad laboral del cliente
20	CARGAS	Numero de dependientes que tiene el cliente
21	INGRESOS	Ingresos del prestatario al momento de la solicitud de crédito
22	EGRESOS	Gastos del prestatario al momento de la solicitud de crédito
23	PAGOS MENSUALES	Dividendos del prestatario al momento de la solicitud de crédito

Fuente: Información proporcionada por la institución financiera en análisis

Elaboración: Autores

Anexo 3: Estadísticos Descriptivos

Estadísticos descriptivos

	N	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típ.
Tipo de Microcredito	26468	2.00	4.00	2.2504	.45179
Monto	26468	100.00	50000.00	1596.1112	1940.72589
Plazo	26468	360.00	2160.00	389.8447	90.02140
Sucursal	26468	1.00	30.00	13.6238	11.19497
Act.Economica	26468	12.00	10268.00	7706.6937	4201.36663
Destino Economico	26468	210.00	10030.00	7438.8730	4304.36705
Valor ahorro	26468	.00	42192.35	171.3949	828.72526
Edad	26468	19.00	94.00	46.2580	13.35618
Antigüedad Laboral	26468	.00	24836.00	10.0727	213.19379
Numero de Cargas	26468	.00	300.00	.4701	2.14156
Ingresos	26468	.00	81100.00	638.5171	742.79583
Egresos	26468	.00	50300.00	282.5647	443.27873
Cuotas mensuales	26468	9.31	3743.86	133.1104	138.84083
Calificacion	26468	1	5	1.11	.629
Tipo de Cobranza	26468	1	3	2.00	.034
Estado Civil	26468	1	5	2.31	1.102
Nacionalidad	26468	1	7	3.00	.100
Lugar de nacimiento	26468	1	219	97.46	43.876
Provincia	26468	1	37	17.59	3.843
Sexo	26468	1	2	1.44	.497
Tipo de Vivienda	26468	1	6	4.54	1.673
Profesion	26468	1	51	36.32	4.963
Nivel de educacion	26468	1	6	2.76	1.329
N válido (según lista)	26468				

Fuente: Resultados Paquete estadístico SPSS- Metodología Regresión Logística Binaria

Elaboración: Autores

Anexo 4: Tablas de frecuencia

Tipo de Microcredito

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Minorista	20057	75.8	75.8	75.8
	Microcredito de Acumulacion Simple	6194	23.4	23.4	99.2
	Microcredito de Acumulacion Ampliada	217	.8	.8	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Plazo

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	360.00	22639	85.5	85.5	85.5
	390.00	22	.1	.1	85.6
	420.00	10	.0	.0	85.7
	450.00	1303	4.9	4.9	90.6
	480.00	65	.2	.2	90.8
	510.00	1	.0	.0	90.8
	540.00	1369	5.2	5.2	96.0
	570.00	1	.0	.0	96.0
	600.00	45	.2	.2	96.2
	660.00	4	.0	.0	96.2
	690.00	1	.0	.0	96.2
	720.00	867	3.3	3.3	99.5
	750.00	1	.0	.0	99.5
	780.00	2	.0	.0	99.5
	900.00	72	.3	.3	99.8
	990.00	2	.0	.0	99.8
	1020.00	1	.0	.0	99.8
	1080.00	56	.2	.2	100.0
	1380.00	1	.0	.0	100.0
	1440.00	1	.0	.0	100.0
	1800.00	3	.0	.0	100.0
	2160.00	2	.0	.0	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Sucursal

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	Matriz principal	9115	34.4	34.4	34.4
	Agencia 1	5292	20.0	20.0	54.4
	Agencia 2	6327	23.9	23.9	78.3
	Agencia 3	5734	21.7	21.7	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Numero de Cargas

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	.00	20532	77.6	77.6	77.6
	1.00	2193	8.3	8.3	85.9
	2.00	2155	8.1	8.1	94.0
	3.00	1070	4.0	4.0	98.0
	4.00	380	1.4	1.4	99.5
	5.00	92	.3	.3	99.8
	6.00	26	.1	.1	99.9
	7.00	5	.0	.0	99.9
	8.00	4	.0	.0	100.0
	10.00	2	.0	.0	100.0
	11.00	1	.0	.0	100.0
	13.00	1	.0	.0	100.0
	15.00	1	.0	.0	100.0
	22.00	1	.0	.0	100.0
	25.00	1	.0	.0	100.0
	30.00	1	.0	.0	100.0
	35.00	1	.0	.0	100.0
	55.00	1	.0	.0	100.0
	300.00	1	.0	.0	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Calificacion

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	A	25691	97.1	97.1	97.1
	B	52	.2	.2	97.3
	C	41	.2	.2	97.4
	D	58	.2	.2	97.6
	E	626	2.4	2.4	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Tipo de Cobranza

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	NOT	7	.0	.0	.0
	TEL	26437	99.9	99.9	99.9
	VIS	24	.1	.1	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Estado Civil

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	C	9943	37.6	37.6	37.6
	D	1038	3.9	3.9	41.5
	S	13425	50.7	50.7	92.2
	U	1449	5.5	5.5	97.7
	V	613	2.3	2.3	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Nacionalidad

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	COLOMBIA	24	.1	.1	.1
	CUBA	3	.0	.0	.1
	ECUADOR	26425	99.8	99.8	99.9
	ITALIA	1	.0	.0	99.9
	NICARAGUA	1	.0	.0	99.9
	PERU	9	.0	.0	100.0
	VENEZUELA	5	.0	.0	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

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

Provincia

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	AMAZONAS	1	.0	.0	.0
	ANTIOQUIA	1	.0	.0	.0
	ATLÁNTICO	1	.0	.0	.0
	AZUAY	382	1.4	1.4	1.5
	BOGOTÁ, D.C.	3	.0	.0	1.5
	BOLIVAR	214	.8	.8	2.3
	BOYACÁ	1	.0	.0	2.3
	CAÑAR	212	.8	.8	3.1
	CARCHI	31	.1	.1	3.2
	CESAR	2	.0	.0	3.2
	CHIMBORAZO	553	2.1	2.1	5.3
	COLOMBIA	3	.0	.0	5.3
	COTOPAXI	55	.2	.2	5.5
	EL ORO	289	1.1	1.1	6.6
	ESMERALDAS	536	2.0	2.0	8.6
	GALÁPAGOS	6	.0	.0	8.7
	GUAYAS	18401	69.5	69.5	78.2
	IMBABURA	33	.1	.1	78.3
	LOJA	230	.9	.9	79.2
	LOS RÍOS	1593	6.0	6.0	85.2
	MANABÍ	3008	11.4	11.4	96.6
	META	1	.0	.0	96.6
	MORONA SANTIAGO	12	.0	.0	96.6
	NAPO	3	.0	.0	96.6
	NARIÑO	3	.0	.0	96.6
	ORELLANA	2	.0	.0	96.6
	PASTAZA	4	.0	.0	96.6
	PICHINCHA	217	.8	.8	97.5
	PROV. PERU	7	.0	.0	97.5
	PROV. VENEZUELA	4	.0	.0	97.5
	RISARALDA	1	.0	.0	97.5
	SANTA ELENA	430	1.6	1.6	99.1
	SANTO DOMINGO DE LOS TSACHILAS	12	.0	.0	99.2
	TOLIMA	1	.0	.0	99.2
	TUNGURAHUA	207	.8	.8	100.0
	VALLE DEL CAUCA	6	.0	.0	100.0
	ZAMORA CHINCHIPE	3	.0	.0	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Sexo

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	F	14770	55.8	55.8	55.8
	M	11698	44.2	44.2	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

Nivel de educacion

		Frecuencia	Porcentaje	Porcentaje válido	Porcentaje acumulado
Válidos	CUARTO NIVEL O POSGRADO	2261	8.5	8.5	8.5
	MEDIO	14296	54.0	54.0	62.6
	NINGUNO	1624	6.1	6.1	68.7
	PRIMARIA	6010	22.7	22.7	91.4
	TECNICO SUPERIOR	317	1.2	1.2	92.6
	TERCER NIVEL	1960	7.4	7.4	100.0
	Total	26468	100.0	100.0	

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

Anexo 5: Regresión Logística Binaria: Método de Razón de Verosimilitud.

		Variables en la ecuación						
		B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	
Paso 1 ^a	CALIF_			726.336	4	.000		
	CALIF_(1)	-6.839	.254	726.336	1	.000	.001	
	CALIF_(2)	-21.141	6996.698	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-21.141	7338.199	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-21.141	6793.852	.000	1	.998	.000	
	Constante	-.061	.094	.430	1	.512	.940	
Paso 2 ^b	CALIF_			500.500	4	.000		
	CALIF_(1)	-5.940	.266	500.500	1	.000	.003	
	CALIF_(2)	-19.577	6963.573	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-19.534	7289.729	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-19.938	6549.090	.000	1	.998	.000	
		Nivel_de_educación			185.614	5	.000	
		Nivel_de_educación(1)	1.020	1.155	.781	1	.377	2.774
		Nivel_de_educación(2)	1.272	1.043	1.486	1	.223	3.568
		Nivel_de_educación(3)	4.099	1.034	15.706	1	.000	60.254
		Nivel_de_educación(4)	1.107	1.070	1.071	1	.301	3.026
		Nivel_de_educación(5)	-13.332	2478.840	.000	1	.996	.000
	Constante	-2.761	1.026	7.242	1	.007	.063	
Paso 3 ^c	PLAZO	-.005	.002	10.482	1	.001	.995	
	CALIF_			504.016	4	.000		
	CALIF_(1)	-6.009	.268	504.015	1	.000	.002	
	CALIF_(2)	-19.525	6922.451	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-19.457	7203.974	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-19.538	6685.163	.000	1	.998	.000	
		Nivel_de_educación			189.250	5	.000	
		Nivel_de_educación(1)	.996	1.158	.740	1	.390	2.708
		Nivel_de_educación(2)	1.252	1.046	1.433	1	.231	3.499
		Nivel_de_educación(3)	4.155	1.037	16.042	1	.000	63.776
		Nivel_de_educación(4)	1.018	1.073	.900	1	.343	2.768
	Nivel_de_educación(5)	-13.150	2514.210	.000	1	.996	.000	
	Constante	-.739	1.197	.381	1	.537	.478	
Paso 4 ^d	PLAZO	-.005	.002	9.716	1	.002	.995	
	Edad	-.024	.010	6.244	1	.012	.976	
	CALIF_			477.409	4	.000		
	CALIF_(1)	-5.891	.270	477.409	1	.000	.003	
	CALIF_(2)	-19.614	6902.939	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(3)	-19.526	7176.003	.000	1	.998	.000	
	CALIF_(4)	-19.560	6662.612	.000	1	.998	.000	
		Nivel_de_educación			188.253	5	.000	
		Nivel_de_educación(1)	1.030	1.161	.788	1	.375	2.802
		Nivel_de_educación(2)	1.239	1.048	1.397	1	.237	3.452
		Nivel_de_educación(3)	4.272	1.042	16.826	1	.000	71.687
	Nivel_de_educación(4)	1.068	1.075	.986	1	.321	2.910	
	Nivel_de_educación(5)	-13.309	2479.141	.000	1	.996	.000	
	Constante	.158	1.254	.016	1	.900	1.171	

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

Anexo 6: Tabla de Puntaje o Score- Clasificación por Grupos de Riesgo

TABLA DE PUNTAJE CLASIFICACION DE CLIENTES POR GRUPOS DE RIESGOS									
Modelo	Grupo de Riesgo	Puntaje		Cientes Buenos	Cientes Malos	% Buenos	% Malos	%Part. Buenos	%Part. Malos
Aprobados	A	0.00%	5.62%	440	15	100.00%	4.53%	1.68%	4.53%
	B	5.62%	11.24%	25197	207	98.32%	67.07%	96.40%	62.54%
	C	11.24%	16.86%	33	5	1.91%	68.58%	0.13%	1.51%
	D	16.86%	22.48%	75	11	1.79%	71.90%	0.29%	3.32%
	E	22.48%	28.10%	115	7	1.50%	74.02%	0.44%	2.11%
	F	28.10%	33.71%	48	1	1.06%	74.32%	0.18%	0.30%
Revisión	G	33.71%	39.33%	1	0	0.88%	74.32%	0.00%	0.00%
Negados	H	39.33%	44.95%	1	2	0.87%	74.92%	0.00%	0.60%
	I	44.95%	50.57%	1	1	0.87%	75.23%	0.00%	0.30%
	J	50.57%	56.19%	2	1	0.86%	75.53%	0.01%	0.30%
	K	56.19%	61.81%	1	0	0.86%	75.53%	0.00%	0.00%
	L	61.81%	67.43%	5	0	0.85%	75.53%	0.02%	0.00%
	M	67.43%	73.05%	2	8	0.83%	77.95%	0.01%	2.42%
	N	73.05%	78.67%	13	4	0.83%	79.15%	0.05%	1.21%
	O	78.67%	84.29%	38	14	0.78%	83.38%	0.15%	4.23%
	P	84.29%	88.43%	91	24	0.63%	90.63%	0.35%	7.25%
Q	88.43%	100.00%	74	31	0.28%	100.00%	0.28%	9.37%	

Subtotal	26,137.00	331
-----------------	------------------	------------

TOTAL	26,468.00	
--------------	------------------	--

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

Títulos de Gráficos, Cuadros y Tablas

Gráficos

Gráfico 1: Operaciones de Microcrédito concedidas por la institución financiera en análisis en el período 2009, 2010 y 2011.

Gráfico 2: Monto concedido en la Cartera de Microcrédito por la institución financiera en análisis en el período 2009, 2010 y 2011.

Gráfico 3: Tipos de crédito minorista

Gráfico 4: Histograma de Frecuencias – Maximos Días Vencidos

Gráfico 5: Tipos de crédito minorista- clientes con incumplimiento

Gráfico 6: Curva Cor

Cuadros

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

Cuadro 2: Distribución de la muestra por el tipo de crédito bajo la definición del Banco Central del Ecuador.

Cuadro 3: Definición de incumplimiento por segmento de cartera

Cuadro 4: Calificación de Microcréditos

Cuadro 5: Default de la entidad (200 días)

Cuadro 6: Segmento por tipo de crédito- clientes con incumplimiento

Cuadro 7: Tabla de Puntaje (Score)-Clasificación de clientes por grupos de riesgos

Tablas

Tabla 1: Resumen del procesamiento de casos

Tabla 2: Percentiles

Tabla 3: Variables en la ecuación

Tabla 4: Modelo si se elimina el término

Tabla 5: Estadísticos descriptivos

Tabla 6: Default

Tabla 7: Prueba de Hosmer y Lemeshow

Tabla 8: Tabla de contingencias para la prueba de Hosmer y Lemeshow

Tabla 9: Resumen del modelo

Tabla 10: Tabla de clasificación

Tabla 11: Área bajo la curva