



“VARIABLES DETERMINANTES DE LA PROBABILIDAD DE INCUMPLIMIENTO DE UN MICROCRÉDITO EN UNA ENTIDAD MICROFINANCIERA DEL PERÚ, UNA APROXIMACIÓN BAJO EL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA”

**Trabajo de Investigación presentado
para optar al Grado Académico de
Magíster en Finanzas**

Presentado por

**Sra. María Milagros Calixto Salazar
Sr. Luis Felipe Casaverde Carranza**

Asesor: Profesor Carlos Anderson

2011

A nuestros padres por su apoyo incondicional y por su ejemplo de superación y perseverancia.

A nuestros hermanos por su compañía, alegría y apoyo incondicional.

Agradecemos la colaboración en cada etapa de nuestra investigación al profesor Carlos Anderson.

Resumen ejecutivo

El objetivo de esta investigación es realizar una estimación de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito mediante la aproximación de una función logística binaria, así como estudiar la relación entre los factores determinantes de naturaleza cuantitativa y cualitativa de la probabilidad de incumplimiento de un microcrédito.

Los resultados muestran que son las variables cualitativas como estado civil, la edad del prestatario al momento de solicitar el crédito y el tipo de vivienda en donde reside el solicitante del crédito (propia, de familiares o alquilada), además de variables relacionadas intrínsecamente con la operación crediticia como el plazo, el número de créditos con la entidad financiera y el saldo deudor en el sistema financiero, las que generan un modelo correctamente ajustado bajo el modelo de regresión logística binaria y tiene capacidad predictiva aceptable medida por la curva ROC (Receiver Operating Characteristics) y está línea con Basilea II, que refiere que los modelos internos que las instituciones financieras adopten sean capaces de medir el riesgo de crédito y deben conducir todos sus esfuerzos en capturar el riesgo presente en su base de datos y sistemas de información.

Índice

| | |
|--|-----------|
| Índice de tablas..... | vii |
| Índice de gráficos..... | viii |
| Índice de anexos..... | ix |
| | |
| Capítulo I. Introducción..... | 1 |
| | |
| Capítulo II. Marco teórico..... | 4 |
| 1. Información asimétrica | 4 |
| 2. Riesgo de crédito | 5 |
| 3. Definición de incumplimiento | 6 |
| 4. Modelos de riesgo de crédito | 7 |
| 4.1 Análisis discriminante..... | 7 |
| 4.2 <i>Credit scoring</i> | 8 |
| 4.3 Sistema experto | 9 |
| 4.4 Redes neuronales..... | 10 |
| 4.5 El modelo KMV | 10 |
| | |
| Capítulo III. Análisis de las microfinanzas en el Perú..... | 11 |
| 1. Situación actual del sector microfinanciero del Perú..... | 11 |
| 2. Las colocaciones en el sector microfinanciero | 11 |
| 3. Morosidad en el sector microfinanciero..... | 12 |
| 4. Diagnóstico del problema | 12 |
| | |
| Capítulo IV. Análisis de la información..... | 14 |
| 1. La tecnología del <i>credit scoring</i> | 14 |
| 2. Ventajas y desventajas del <i>credit scoring</i> | 14 |
| 2.1 Ventajas..... | 14 |
| 2.2 Desventajas..... | 15 |
| 3. Hipótesis de investigación | 16 |
| 4. Metodología aplicada..... | 16 |
| 5. Datos y selección de la muestra | 18 |
| 5.1 Selección de la variable dependiente | 20 |
| 5.2 Selección de variables independientes | 20 |

| | | |
|-------|---|-----------|
| 5.2.1 | Carácter | 20 |
| 5.2.2 | Capital | 21 |
| 5.2.3 | Capacidad | 22 |
| 5.2.4 | Colaterales (garantía) | 23 |
| 5.2.5 | Ciclo económico | 23 |
| 5.3 | Resultados del modelo | 23 |
| 5.3.1 | Valoración del modelo | 28 |
| 5.3.2 | Análisis de significancia individual y del modelo | 30 |
| 5.3.3 | Validación del modelo | 31 |
| 5.3.4 | Discusión respecto del proceso de selección de variables finales en el modelo | 32 |
| | Conclusiones y recomendaciones | 35 |
| | Conclusiones | 35 |
| | Recomendaciones | 38 |
| | Bibliografía | 39 |
| | Anexos | 43 |
| | Notas biográficas | 54 |

Índice de tablas

| | | |
|----------|--|----|
| Tabla 1. | Morosidad en el sistema financiero peruano (%) 2007-2011 | 12 |
| Tabla 2. | Composición de la muestra del modelo de regresión logística binaria..... | 19 |
| Tabla 3. | VARIABLES INDEPENDIENTES DEL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA BINARIA..... | 24 |
| Tabla 4. | Estimación del modelo de regresión logística binaria | 28 |
| Tabla 5. | Predicción del modelo de regresión logística binaria | 29 |
| Tabla 6. | Análisis de significancia individual y del modelo | 31 |
| Tabla 7. | Porcentaje de acierto y error en el proceso de validación..... | 32 |

Índice de gráficos

| | |
|---|----|
| Gráfico 1. Colocaciones de créditos al 31 de diciembre de 2010..... | 11 |
| Gráfico 2. Curva ROC | 34 |

Índice de anexos

| | | |
|-----------|---|----|
| Anexo 1. | Variables explicativas del modelo de regresión logística binaria..... | 44 |
| Anexo 2. | Matriz de correlaciones del modelo de regresión logística binaria | 44 |
| Anexo 3. | Resultados del modelo de regresión logística binaria..... | 45 |
| Anexo 4. | Nueva clasificación de créditos en el sistema financiero peruano..... | 46 |
| Anexo 5. | Créditos a microempresa: definición SBS..... | 47 |
| Anexo 6. | Categorías de la clasificación crediticia en el sistema financiero peruano | 48 |
| Anexo 7. | Criterios asignados en cada una de las categorías para un crédito categoría microempresa | 49 |
| Anexo 8. | Tasas mínimas de provisión para créditos con categoría mayor a la normal.... | 50 |
| Anexo 9. | Provisión para créditos vencidos | 50 |
| Anexo 10. | Distribución de frecuencia de los residuos | 51 |
| Anexo 11. | Distribución teórica de los residuos..... | 52 |
| Anexo 12. | Distribución teórica de las variables del modelo..... | 53 |

Capítulo I. Introducción

En el año 2010, durante el desarrollo del foro mundial de las microfinanzas celebrado en Uruguay, el Perú fue reconocido por segundo año consecutivo como el país con mejor entorno mundial de negocios para las microfinanzas¹. Este es un ejemplo del notable desarrollo que ha tenido la industria de las microfinanzas en el Perú. En nuestro país, el sistema de las microfinancieras está conformado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), las Entidades de Desarrollo de la Micro y Pequeña Empresa (EDPYMES), financieras, las cooperativas de ahorro y crédito, un banco y las organizaciones no gubernamentales (ONG). Es así que el nivel de colocaciones del sistema de microfinanzas alcanzó la suma de 19.257 millones de nuevos soles a diciembre de 2010 y estas han tenido un comportamiento creciente en los últimos años².

Adicionalmente a ello, en el año 2010, grupos financieros importantes, como Scotiabank, Banco de Crédito y la Fundación Microfinanzas BBVA, realizaron compras importantes de instituciones microfinancieras como Banco del Trabajo, Financiera Edyficar y Financiera Confianza, con la finalidad de expandir sus operaciones a clientes ignorados por la banca tradicional y que contarían con un potencial enorme de crecimiento (Revista G de Gestión 2010).

La importancia de este sector radica en que concede financiamiento a personas emprendedoras que juegan un rol preponderante en la creación de pequeños negocios, reduciendo así los niveles de desempleo, creando riqueza y convirtiéndose en una herramienta de inclusión social. Dicho sector, al cual hacemos referencia, normalmente no es atendido por la banca tradicional, pero en los últimos años ya es visto como un mercado atractivo y rentable.

De una manera más formal el microcrédito constituye una de las herramientas más significativas para asignar capital y supervisar su utilización en estos negocios de reducida envergadura, refuerza su productividad y eficiencia, y contribuye a la elevación de los niveles de ingreso y empleo en los sectores de menores recursos³.

¹ ASOMIF (2010). Señala que el reconocimiento fue sustentado en un contexto macroeconómico favorable, un marco de regulación adecuado, una supervisión eficaz y la promoción de la transparencia y competencia en el mercado, que han permitido un desarrollo institucional sólido del sector. Dicho estudio fue encargado a “The Economist” por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), la Corporación Andina de Fomento (CAF) y la Corporación Financiera Internacional (IFC).

² Según cifras de la Superintendencia de Banca y Seguros del Perú al 31.12.2010.

³ Portocarrero (2003).

Adicionalmente a ello, la banca peruana está compuesta principalmente de pequeños créditos, ya sean estos de consumo, mediana y pequeña empresa, porque el 90% de los clientes concentran el 20 % de saldos de los préstamos (Diario Gestión 2011). Ese mismo reporte indica que existe un millón de deudores en alerta roja o que tienen importantes incumplimientos.

Sin embargo, a pesar de todos los avances, desarrollo, merecimientos y logros del sector, aún persisten problemas, dificultades y desafíos por enfrentar, siendo uno de ellos los elevados niveles de morosidad de las carteras de las instituciones microfinancieras. Asimismo, el hecho que este mercado se convierta en uno de los más competitivos del sistema financiero viene provocando un deterioro en sus carteras, debido a que los requisitos crediticios se flexibilizan con el fin de ganar una mayor participación de mercado.⁴

Partiendo de este deterioro de la cartera de las instituciones microfinancieras, el objetivo de la presente investigación es determinar en qué medida una explicación sobre la probabilidad de incumplimiento de los microcréditos es beneficiada siguiendo un modelo de regresión logística binaria. El presente trabajo de investigación pretende ser predictivo y explicativo acerca del incumplimiento de los microcréditos.

En este sentido, el presente trabajo tiene por finalidad determinar los factores de incumplimiento de los microcréditos de una entidad financiera del país y que sirvan de referencia para poder predecir de una manera menos costosa en recursos y tiempo a los clientes fallidos y que las instituciones microfinancieras no se vean afectadas por los elevados índices de morosidad y altas provisiones que merman su rentabilidad.

Vale decir, que el presente estudio encontrará la relación entre los factores determinantes de naturaleza cuantitativa y cualitativa de la probabilidad de incumplimiento de los microcréditos; la base de datos ha sido proporcionada por una entidad financiera del país, con una importante cartera en microcréditos, la cual cuenta con variables socio-demográficas, cualitativas, cuantitativas y de ciclo económico.

⁴ Un artículo del Diario Gestión del 11 de agosto de 2011, de Alfredo Prado García (2011) refiere que las Cajas Rurales, instituciones con fuerte presencia dentro del sector de las microfinanzas en el Perú, han visto aumentar su cartera en cobranza judicial en los últimos meses, así sus créditos directos en condición de cobranza judicial aumentaron en 45,6% al pasar de S/ 30,7 millones a S/ 44,7 millones entre diciembre del 2010 y junio del presente año. En ese mismo periodo de tiempo sus créditos otorgados crecieron solo 7,8%, por lo que la cartera en cobranza judicial paso a tener un peso del 1,74% a 2,33% en el total de sus colocaciones.

El desarrollo de la investigación se compone de tres capítulos (después del capítulo I. Introducción); el segundo brinda el sustento teórico acerca de la información asimétrica (riesgo moral y selección adversa), paradigma en el cual se desarrollan las actividades crediticias de las instituciones microfinancieras. En el mismo capítulo se definirá el riesgo de crédito y la probabilidad de incumplimiento y se presentaran a los modelos que permiten predecirlos.

En el tercer capítulo realizaremos un análisis de los principales indicadores de las instituciones microfinancieras, poniendo énfasis en los niveles de morosidad y de cartera pesada, dichas estadísticas se compararan con los de la banca múltiple.

En el cuarto capítulo realizamos el procesamiento de la información, aplicando el modelo de regresión logística binaria, para lo cual hemos visto por conveniente utilizar el *software* econométrico Eviews versión 7.2.

Una de las dificultades para el presente trabajo ha sido la obtención, preparación y procesamiento de la base de datos; nos ha tomado un tiempo importante clasificar y ordenar las variables para someterlas al modelo, debido a que la mayor parte de la información se encuentra dispersa en los sistemas y registros de la institución financiera. Además, el acceso a la información es restringida y se tuvo que pedir autorización para conseguirla.

Los modelos de calificación estadística por parte de las instituciones financieras son elaborados por consultores especializados y/o área de riesgos siendo su manejo, mantenimiento y control estrictamente confidencial, es por ello que el apoyo brindado por estos profesionales ha sido restringido.

Capítulo II. Marco teórico

1. Información asimétrica

Cuando una institución financiera otorga un crédito o préstamo y este está garantizado, su actividad no es intrínsecamente diferente a la de una casa de empeños. Pero, sin embargo, cuando los préstamos son arriesgados entramos a cuestiones más complejas, ya que entran al juego algunas cuestiones relacionadas con la información asimétrica, riesgo moral y selección adversa.⁵ Este concepto implica que en una operación financiera, una parte de la transacción tiene menor información que la otra, así cuando un deudor potencial pide un crédito, generalmente tiene mayor información sobre los retornos y riesgos asociados al proyecto de inversión, con relación al prestamista (institución financiera). Esta asimetría de información genera problemas de selección adversa y riesgo moral.

La selección adversa ocurre antes de que se lleve a cabo la transacción financiera y origina que los deudores con proyectos de baja calidad y más riesgosos sean los que más busquen obtener un préstamo. Las instituciones financieras frecuentemente obtienen conocimiento incompleto o limitado sobre la solvencia o calidad crediticia de los prestatarios. El precio de la tasa de interés que recibirán los prestatarios por los préstamos reflejará solo la calidad promedio crediticia de los prestatarios, este precio de la tasa de interés probablemente será mayor que el precio justo de la tasa de interés de mercado para los prestatarios de buena calidad, pero probablemente menor para los prestatarios de baja calidad.⁶

El riesgo moral ocurre después de que la transacción financiera se ha llevado a cabo. El prestamista enfrenta el riesgo de que el deudor implemente, con el dinero recibido, actividades que no son deseables desde el punto de vista del prestamista. Es decir, el prestatario trata de llevar a cabo acciones que reduzcan la probabilidad de que el préstamo no sea pagado a tiempo y en las condiciones pactadas.⁷ Generalmente, los prestamistas no participan en la gestión de los proyectos que financian, por consiguiente, no siempre es fácil para el prestamista obligar al

⁵ Uno de los primeros modelos formales que incorporaron la información imperfecta a un marco competitivo fue el examen del mercado de automóviles usados que fue realizado por Akerlof (1970). Este modelo se aplica a cualquier situación en la que los compradores y los vendedores de un bien tengan cantidades diferentes de información.

⁶ Trabajos pioneros son los realizados sobre los mercados de autos usados (Akerlof, 1970); el mercado de trabajo (Azariadis, 1975 y Bayli, 1974), y los costos de recolección de información (Grossman y Stiglitz, 1980).

⁷ Las personas pueden emprender toda una variedad de acciones que puedan influir en la probabilidad de que ocurra un acontecimiento arriesgado. El empleo del término "moral" para describir esta repuesta quizá sea desafortunado. No existe nada especialmente "inmoral" en la conducta que estamos describiendo: los individuos responden simplemente a los incentivos que tienen.

prestatario a destinar el crédito que le ha concedido al fin que iba destinado.⁸ Tampoco es fácil averiguar si la empresa tiene la capacidad para devolver el préstamo. Estas son las principales fuentes de riesgo moral en las actividades crediticias.

Estos problemas de riesgo moral pueden llevar a racionar el crédito como también lo hace la selección adversa⁹. Es así que los bancos realizan una serie de actividades y funciones específicas en la gestión de los problemas que plantea la información asimétrica, selección adversa y riesgo moral.

Así, tenemos que los bancos gestionan el riesgo de crédito y procesan información y supervisan a los prestatarios con el fin de disminuir los problemas que acarrea la información asimétrica. Los bancos pueden invertir en tecnología informática que les pueda ayudar a seleccionar las diferentes demandas de préstamos que reciben y supervisar los proyectos, con el fin de limitar el riesgo de que el prestatario realice un proyecto diferente al que se acordó inicialmente. Según Mayer (1988), estas actividades de supervisión implican que las empresas (prestatarios) y los intermediarios financieros (prestamistas) establezcan relaciones de largo plazo, reduciendo así los efectos de riesgo moral. Esa es claramente una de las principales diferencias entre los préstamos bancarios y la emisión de títulos en los mercados financieros. Mientras que los precios de los títulos de deuda o bonos reflejan la información de mercado, el valor de los préstamos bancarios es el resultado de una relación a largo plazo y es una incógnita a priori, tanto para el banco como para los supervisores. Merton (1993) afirma que los préstamos bancarios son opacos. En todo el desarrollo del presente trabajo de investigación estará presente el supuesto de información asimétrica.

2. Riesgo de crédito

Philippe Jorion (2009: 247) define el riesgo de crédito de la siguiente manera:

«El riesgo de crédito surge cuando las contrapartes están indispuestas o son totalmente incapaces de cumplir sus obligaciones contractuales. El riesgo de crédito abarca tanto el **riesgo de incumplimiento**, que es la valuación objetiva de la probabilidad de que una contraparte incumpla, como el **riesgo de mercado** que mide la pérdida financiera que será experimentada si el cliente incumple».

⁸ Son excepciones de ello los créditos hipotecarios y la financiación de proyectos. Pero incluso la financiación de existencias o mercaderías que teóricamente podría ser observada fácilmente por los bancos tiene en la práctica un importante historial de fraudes por las empresas prestatarias.

⁹ El riesgo moral puede generar una relación no monótona entre los tipos de interés anunciados y las tasas de rendimiento esperadas, como en el modelo de Stiglitz-Weiss y por lo tanto conducir al racionamiento del crédito de equilibrio.

El Comité de Supervisión Bancaria de Basilea (Elizondo 2003: 47) define el riesgo de crédito: «Se determina que existen dos tipos de riesgo de crédito: el **riesgo de incumplimiento**, que se refiere a la pérdida potencial derivada de que la contraparte no pueda cumplir con sus obligaciones financieras en las condiciones definidas contractualmente; y **riesgo de mercado**, que se define como la pérdida potencial que podría sufrir un tenedor de un portafolio de préstamos, instrumentos financieros o derivados, como consecuencia de que el valor de mercado de estos disminuya. La segunda definición, plantea al riesgo de crédito aun en casos de que la contraparte no sufra quebranto alguno».

En el presente trabajo, el riesgo de crédito se analizará desde la perspectiva del riesgo de incumplimiento, el cual puede definirse como la incertidumbre asociada a la pérdida potencial, causada por la incapacidad de la contraparte de cumplir con sus obligaciones.

3. Definición de incumplimiento

Según Lara, Rayo y Camino (2010), el incumplimiento de pago debería definirse con cautela y es necesario identificar todo atraso que lleve un coste para la organización, para ello se deberían cumplir las siguientes condiciones:

- El atraso percibido debe ser real y no estimado siguiendo fechas concretas marcadas en el cronograma de pago.
- El atraso ha de producirse en, por lo menos, una cuota de amortización del microcrédito.
- El atraso considerado debe ser un coste para la organización en términos de costes monetarios que se supone que se incurren cuando se realizan seguimiento y gestión a los créditos atrasados.

Schreiner (1999), en sus investigaciones de las microfinancieras bolivianas establece como atrasos costosos a un atraso de 15 días o más. En la presente investigación consideramos como un atraso costoso a uno mayor de 30 días desde el vencimiento de al menos una cuota del microcrédito otorgado por la entidad a un cliente, tal como lo define la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú para los créditos microempresa.¹⁰

¹⁰ El plazo para considerar la totalidad del crédito como vencido es después de treinta (30) días calendario de la fecha de vencimiento de pago pactado para créditos a pequeñas empresa y a microempresas, definición dada por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Resolución de la SBS N° 11356-2008 Reglamento para la evaluación y clasificación de deuda y la exigencia de provisiones.

4. Modelos de riesgo de crédito

La ciencia económica financiera ha desarrollado en las últimas décadas una serie de modelos matemáticos estadísticos que buscan determinar y cuantificar la probabilidad de incumplimiento de los créditos. Entre ellos tenemos los siguientes:

4.1 Análisis discriminante

Esta técnica fue desarrollada por E. Altman en 1968¹¹ con su trabajo pionero de Z-score, en el cual utilizó datos reales de empresas quebradas y sanas. En su estudio inicial, E. Altman obtuvo la siguiente función discriminante:

$$Z = 0.71 \chi_1 + 0.847 \chi_2 + 3.107 \chi_3 + 0.420 \chi_4 + 0.998 \chi_5$$

Donde:

X_1 = Capital de trabajo / Activos totales.

X_2 = Ganancias retenidas / Activos totales.

X_3 = Ganancias antes de intereses e impuestos / Activos totales.

X_4 = Valor de mercado de las acciones / Activos totales.

X_5 = Ventas / Activos totales.

De aquel estudio empírico se obtuvo que la calificación “Z” estaba distribuida normalmente y el promedio de las empresas sanas era de 4,14, mientras que para las de las empresas quebradas era de 0,15. Si obtenemos la calificación “Z” para una empresa deudora, se pueden realizar pruebas de hipótesis para determinar a cual grupo pertenece.¹²

El trabajo de E. Altman fue una de las primeras técnicas estadísticas utilizadas para predecir la insolvencia de las empresas, posteriormente otros autores, entre ellos Narayanan (1998), y Altman y Saunders (1997) desarrollaron otras metodologías para estimar la probabilidad de incumplimiento de los créditos. Estas metodologías diseñadas han sido catalogadas por la literatura económica financiera y por el uso de las entidades financieras como *credit scoring*.

¹¹ Altman (1968).

¹² 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 de variables independientes con la intención de clasificar una serie de casos en grupos previamente definidos y excluyentes entre sí. Se trata de un modelo apropiado para clasificar buenos y malos pagadores. En años posteriores (1989), E. Altman desarrolló otras metodologías para estimar la probabilidad de quiebra a través de estimaciones de la “tasa de mortalidad”, para ello selecciona una muestra histórica de bonos corporativos calificados por S&P, para los que calculó la tasa de mortalidad anual y acumulada, dada la calificación original. En 1991, E. Altman, utilizó datos de S&P para determinar la manera en que los bonos corporativos migran de un nivel de calificación a otro.

4.2 Credit scoring

En un sistema *credit scoring*, según Saunders y Allen (2002), el objetivo principal es el de pre-identificar claramente los factores que determinan la probabilidad de incumplimiento (como oposición al pago o reembolso del crédito), para luego combinarlos y ponderarlos dentro de un *score* o expresión cuantitativa. En algunos casos, el *score* puede ser interpretado literalmente como una probabilidad de incumplimiento, en otros casos puede ser usado como un sistema de clasificación, vale decir, clasificar a un prestatario dentro de un grupo de buenos pagadores o malos pagadores.

La construcción de un *credit scoring* se realiza tomando la información del cliente contenida en las solicitudes de crédito, de fuentes internas e incluso de fuentes externas. Siguiendo a Saunders y Allen (2002) existen hasta tres formas metodológicas multivariantes para construir un modelo *credit scoring*.

- a) **Modelo de probabilidad lineal;** los cuales utilizan un enfoque de regresión por mínimos cuadrados, donde la variable dependiente (*dummy*) toma el valor de (1) si es un cliente fallido o el valor de cero (0) si es un cliente que cumple con su obligación de pago. La ecuación de regresión es una función lineal de las variables explicativas. La muestra se debe cumplir con los supuestos de normalidad.
- b) **Modelo de regresión logística y *probit model*;** estos modelos permiten calcular la probabilidad que tiene un cliente de pertenecer a uno de los grupos establecidos a priori (pagador o no pagador). En este caso, se desea explicar a través de un modelo, la relación que existe entre un conjunto de variables o atributos y una variable dicotómica que representa la elección entre dos opciones cualitativas denominadas como éxito o fracaso, las cuales se denotan con los valores de 0 y 1. 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 acerca de la normalidad de la distribución de las variables.¹³
- c) **Modelo de análisis discriminante;** este modelo 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 sí¹⁴. Se trata de un modelo apropiado para clasificar buenos y

¹³ Lara y Rayo (2010).

¹⁴ El análisis discriminante es una técnica desarrollada por el científico británico Ronald Ailmer Fischer (1890-1962), su primera aplicación partió de la necesidad de clasificar un cráneo descubierto en una excavación como perteneciente a un humano o a un antropoide; utilizando la distribución de las medidas físicas en cráneos ya estudiados.

malos pagadores. Entre los inconvenientes que presenta este modelo está la rigidez para cumplir las hipótesis de linealidad, normalidad, homocedasticidad e independencia, así como para el cálculo de la probabilidad de impago.

Adicionalmente a las técnicas ya mencionadas, la literatura económica ha visto desarrollar otros enfoques para medir el riesgo de crédito, Saunders y Allen (2002) refieren cuatro enfoques: (1) Sistemas expertos, (2) Redes neuronales, (3) Sistemas de *ratings* incluyendo los sistemas internos de *ratings* y los ya mencionados (4) *credit scoring*.

4.3 Sistema experto

En este modelo, la decisión de crédito es dejada al funcionario de crédito u oficial de crédito o gerente de agencia. Se entiende o está implícito que la persona que toma la decisión de otorgar un crédito es un experto y cuenta con un juicio subjetivo y pondera ciertos factores claves que son determinantes para la decisión de otorgar el crédito. Estos factores claves que forman parte de un sistema experto pueden ser muchísimos, sin embargo, el más común y conocido sistema experto es el de las “5 C”. Los factores claves que forman parte de este sistema al momento de otorgar un crédito son:

- **Carácter:** es una medida de la reputación de la firma o el prestatario, su voluntad de pago y su récord crediticio. Se ha establecido empíricamente que la antigüedad y experiencia de una firma o prestatario es un buen indicador de su voluntad de pago. Adicionalmente a ello también se pueden incluir algunas variables socio-demográficas como edad, género, tipo de vivienda, estado civil y otros que puedan tener incidencia en la voluntad de pago del prestatario.
- **Capital:** la contribución de los propietarios y su ratio de deuda (apalancamiento). Ambos son vistos como buenos predictores de bancarrota o incumplimiento. Una empresa o prestatario con alto apalancamiento sugiere una alta probabilidad de bancarrota o incumplimiento.
- **Capacidad:** la habilidad para pagar los compromisos o las deudas, lo cual es un reflejo de la volatilidad de los ingresos de los prestatarios. Si los repagos de la deuda son una constante a lo largo del tiempo, pero los ingresos son volátiles (o tienen una alta desviación estándar), por consiguiente la capacidad de repagar las deudas por parte de las empresas o prestatarios se verían reducidas.
- **Colateral (garantía):** en caso de incumplimiento, la institución financiera o el prestamista reclamaría la garantía o colateral prometidos por el prestatario. Así, cuando mayor es la demanda de la garantía por parte de la institución financiera y mayor es el valor de mercado de colateral, menor será el riesgo de exposición de los préstamos.

- **Ciclo económico:** es un elemento importante en la determinación de la exposición del riesgo de crédito, especialmente para los sectores sensibles al ciclo económico. Así tenemos que el sector de bienes duraderos tiende a ser más dependiente del ciclo económico que el sector de los bienes no duraderos.

4.4 Redes neuronales

Es una metodología catalogada dentro de las no paramétricas. Este modelo trata de imitar al sistema nervioso, de tal manera que se construyen sistemas computarizados con cierto grado de inteligencia.

La red está formada por una serie de procesadores simples llamados nodos, que se encuentran interconectados entre sí. Cada nodo de entrada es considerado como una característica o variable de la operación de crédito. El nodo de salida sería la variable respuesta definida como la probabilidad de no pago.

Un sistema de redes neuronales simula un proceso de aprendizaje humano. Estos modelos presentan varias desventajas como el tiempo y esfuerzo requerido para trasladar las decisiones de los expertos a un sistema de reglas computarizadas. Existen también dificultades y costos asociados con la programación de algoritmos y mantenimientos del sistema y finalmente la poca habilidad o flexibilidad de los sistemas para adaptarse al cambio de condiciones.

4.5 El modelo KMV

Este modelo presenta un análisis más riguroso del análisis del riesgo de crédito y parte de la teoría de valuación de opciones y del modelo de Merton (1993). El modelo KMV hace referencia al riesgo crediticio por medio de los valores contables y de mercado de los activos y pasivos de las empresas. Dicho modelo fue presentado por la empresa Moodys y permite el análisis de una empresa, tomando en cuenta la valoración de sus acciones mediante opciones.

Capítulo III. Análisis de las microfinanzas en el Perú

1. Situación actual del sector microfinanciero del Perú

En el Perú, el sector microfinanciero está conformado por las Cajas Municipales de Ahorro y Crédito (CMAC), las Cajas Rurales de Ahorro y Crédito (CRAC), las Entidades de Desarrollo de la Micro y Pequeña Empresa (EDPYMES), las financieras, las cooperativas de ahorro y crédito, un banco y las organizaciones no gubernamentales (ONG).

A diciembre del 2010, de acuerdo a lo señalado por la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP, se consideran alrededor de 40 empresas especializadas en microfinanzas: 13 cajas municipales, 10 cajas rurales, 10 edpymes, 6 financieras y un banco. El conteo no contempla a las cooperativas de ahorro y crédito y a las ONG.

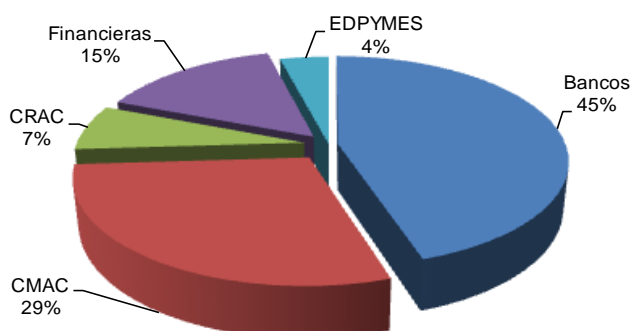
Adicionalmente hay que mencionar que la banca múltiple cuenta con áreas especializadas en banca pyme, que atiende en algunos casos microcréditos o préstamos de negocio de pequeños montos. Tal es el caso del Banco Financiero y el Banco de Comercio.

2. Las colocaciones en el sector microfinanciero

Según cifras de Asomif, el nivel de colocaciones del sistema de microfinanzas alcanzó la suma de 19.257 millones de nuevos soles a diciembre del 2010 y éstas han tenido un comportamiento creciente en los últimos años (ver gráfico 1).

Observamos que el liderazgo de las colocaciones de créditos microempresas está encabezado por los bancos con un 45% del total de colocaciones, seguido por las cajas municipales con un 29%, financieras, cajas rurales y edpymes aportan un 15%, 7% y 4%, respectivamente.

Gráfico 1. Colocaciones de créditos al 31 de diciembre de 2010



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú (SBS). Elaboración propia 2011.

3. Morosidad en el sector microfinanciero

Con la finalidad de evaluar los niveles de morosidad del sector microfinanciero, hemos decidido comparar los niveles de morosidad de los distintos tipos de instituciones microfinancieras con los de la banca múltiple.

Tabla 1. Morosidad en el sistema financiero peruano (%) 2007-2011

| | 2007 | 2008 | 2009 | 2010 | 2011* |
|----------------|------|------|------|------|-------|
| Banca múltiple | 1,26 | 1,27 | 1,56 | 1,49 | 1,51 |
| MiBanco | 2,27 | 1,99 | 3,38 | 3,11 | 3,11 |
| CMAC | 3,78 | 3,85 | 5,07 | 5,3 | 5,4 |
| CRAC | 5,32 | 3,74 | 4,03 | 4,59 | 4,98 |
| EDPYMES | 3,46 | 3,63 | 4,53 | 5,12 | 5,69 |
| Financieras | - | 2,32 | 4,5 | 3,75 | 3,58 |

* Datos a marzo del 2011.

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú (SBS). Elaboración propia 2011.

Se puede apreciar que existe una tendencia creciente de los niveles de morosidad en las CMAC, CRAC, EDPYMES y financieras; en todos los casos la morosidad se incrementa y se sitúa por varios puntos por encima de los niveles de la banca múltiple. En el caso de las CMAC la morosidad avanzó de 3,78% a diciembre de 2007 a 5,3 % a diciembre de 2010. En el caso de las Edpymes el ratio de morosidad escaló a 5,12% a diciembre de 2010, luego de tener un ratio del 3,46% a diciembre de 2007.

4. Diagnóstico del problema

Hay que recordar que la cartera atrasada o morosa está definida como el ratio entre las colocaciones vencidas más las colocaciones en cobranza judicial sobre las colocaciones totales. Mientras la cartera de alto riesgo es un indicador de cartera más severo, puesto que incluye en el numerador las colocaciones vencidas, en cobranza judicial, refinanciadas y reestructuradas. Siendo el numerador para ambos casos el mismo (colocaciones totales).

Es importante mencionar que las altas tasas de morosidad presentadas por algunas de las instituciones microfinancieras, probablemente sea el reflejo de su mala gestión, y de mantenerse o elevarse puede generar, en el largo plazo, efectos perversos sobre la sostenibilidad y viabilidad del sistema microfinanciero en su conjunto.

Algunos autores como Ledgerwood (1999) afirman que mayores niveles de morosidad acarrearán mayores gastos operativos para poder monitorear y hacer un seguimiento más profundo de los créditos que reportan atrasos en sus pagos. Cuando la morosidad es elevada puede terminar afectando la liquidez de la institución. Asimismo, hay un efecto negativo sobre los beneficios, la morosidad disminuye los ingresos financieros, que se dejan de percibir, y aumenta los gastos de provisión y operativos. Tiene impacto en la rentabilidad de la institución microfinanciera.

Westley y Shaffer (1997) mencionan que elevados índices de morosidad pueden afectar la relación a largo plazo de las microfinancieras con sus clientes deteriorando su lealtad y pudiendo generar un efecto contagio que los lleve a adoptar una actitud de no pago.

Así, cuanto mayor sean los recursos que una microfinanciera destine a combatir la morosidad, menor será el nivel de fondos con los que cuente para atender la demanda de crédito de sus clientes y menor será su nivel de crecimiento y expansión.¹⁵

En consecuencia, este trabajo plantea un método que permita o pueda resolver el problema de una correcta clasificación de clientes fallidos y no fallidos. Plantearemos un modelo que nos permita predecir y determinar los factores determinantes de la probabilidad de incumplimiento de los microcréditos y que ayude a las microfinancieras a contar con una herramienta moderna y eficaz que les permita ahorrar tiempo y recursos como se hace en la industria bancaria moderna que ha desarrollado una serie de *credit scoring* y modelos de probabilidad de incumplimiento.

En el Perú todavía no es extensivo el uso de estas herramientas (*credit scoring*) y son pocos los esfuerzos en la aplicación de métodos estadísticos matemáticos para la gestión del riesgo de crédito. Sin embargo, se utiliza en la banca múltiple desde hace algunos años y se está empezando a desarrollar en algunas cajas municipales y financieras a manera de proyecto piloto y su desarrollo, mantenimiento y actualización recae sobre empresas consultoras y algunos funcionarios del área de riesgos y la explicación sobre la construcción del modelo y las variables que determinan la probabilidad de incumplimiento de los créditos constituyen un secreto.

¹⁵ Aguilar y Camargo (2003).

Capítulo IV. Análisis de la información

1. La tecnología del *credit scoring*

Credit scoring es un método estadístico usado para predecir la probabilidad que un prestatario solicitante de crédito pueda fallar en sus pagos y convertirse en moroso. Schreiner (2000) dice que la calificación estadística usa conocimiento cuantitativo del desempeño y de las características de préstamos ya cancelados para predecir el desempeño de préstamos actuales con características similares. Para los prestamistas de países industrializados, en las últimas décadas la calificación estadística ha llegado a ser una de las fuentes más importantes de aumento de eficiencia. Estos prestamistas califican al prestatario basándose en lo siguiente:

- Historiales de crédito suministrado por las agencias crediticias u organismos reguladores.
- Antecedentes crediticios.
- Experiencia en el negocio.
- Ingresos del prestatario.

¿Pueden los prestamistas en microfinanzas en países como el Perú usar la calificación estadística para disminuir los costos de morosidad y de evaluación de préstamos de manera que mejoren la eficiencia y la rentabilidad de las instituciones microfinancieras?

Experimentos e investigaciones realizados por Mark Schreiner (1999, 2000, 2002) en Bolivia y Colombia, refieren que los métodos estadísticos sí tienen la suficiente capacidad de pronóstico para realizar una mejora importante en la evaluación del riesgo de las solicitudes de crédito.¹⁶

En ese sentido, refiere que la calificación estadística para la evaluación de microcréditos debería ser la próxima innovación tecnológica en las microfinanzas. Es decir, las instituciones microfinancieras deberían ser capaces de desembolsar grandes cantidades de microcréditos de corto plazo a muy bajos costos.

2. Ventajas y desventajas del *credit scoring*

2.1 Ventajas

La ventaja más importante que se logra con su implementación es la objetividad con la que se establece el sistema de aprobación de microcréditos. Al ser estos analizados sobre la base de factores ponderados, la apreciación subjetiva de los analistas o asesores de créditos se ve

¹⁶ Ventajas y desventajas del *scoring* estadístico para las microfinanzas, Schreiner (2002).

disminuida. Este método cuantifica el riesgo como una probabilidad. También la disminución del tiempo necesario para la aprobación de las solicitudes de crédito, así como la disminución de los costos y gastos relacionados con la evaluación de las propuestas de créditos. Este método estadístico es económico en cuanto a tiempo y recursos.

Uno de los beneficios de este modelo estadístico es que los analistas o asesores de crédito gastarán menos tiempo en las gestiones de cobro. La calificación de una solicitud de crédito reduce el número, monto y plazo de los préstamos desembolsados a los solicitantes de alto riesgo. Esto reduce el número de veces que los préstamos sufren atrasos y por eso economiza a los analistas de crédito el tiempo en gestiones de cobranza.

La aplicación del *credit scoring* permite construir una base de datos, la que se irá incrementando y retroalimentando con el paso del tiempo para afinar el modelo y ser más preciso en el cálculo de las probabilidades de incumplimiento.

Aunque la construcción de este método es un tema técnicamente complejo, su uso en la práctica es automatizado, quienes aprueban los créditos no necesariamente deben saber cómo producirlo, simplemente necesitan saber cómo usarlo.

2.2 Desventajas

La aplicación del *credit scoring* requiere datos de muchos préstamos, Schreiner (2000) refiere que se necesita por lo menos una base electrónica de al menos 1.000 préstamos cancelados clasificados como “malos”.

Pocas organizaciones han sido lo suficientemente grandes durante suficiente tiempo como para acumular esa gran cantidad de información y, además, algunas instituciones que son grandes y antiguas no han sabido archivar y ordenar adecuadamente su información. Esta metodología requiere muchos datos de cada préstamo; en los países desarrollados las fichas de calificación contemplan por lo menos de 10 a 15 variables o características de los prestatarios, dentro de los cuales destacan el historial de crédito registrado en las centrales de riesgo.

El *scoring* requiere de información adecuada, debido a que toda base de datos tiene información imprecisa o aleatoria, mientras esas perturbaciones no sean demasiado fuertes, el modelo puede captar las señales de riesgo que emiten las características presentes en la base de datos.

El *scoring* estadístico supone que el futuro se comportará como el pasado, su construcción se basa en las características de los préstamos ya cancelados para predecir los nuevos créditos solicitados.

3. Hipótesis de investigación

Los factores de naturaleza cualitativa como edad, estado civil, tipo de vivienda, en combinación con factores de naturaleza cuantitativa como número de créditos otorgados con anterioridad, plazo del crédito solicitado y saldo deudor en el sistema financiero, no generan un modelo correctamente ajustado a la probabilidad de ser un cliente fallido o incumplido para una institución financiera.

| P (incumplimiento) = | F | |
|----------------------|-------------------------------------|-----|
| | Edad | (-) |
| | Estado civil | (-) |
| | Tipo de vivienda | (+) |
| | N° de créditos otorgados | (-) |
| | Plazo del crédito | (+) |
| | Saldo deudor del Sistema Financiero | (+) |

4. Metodología aplicada

Las metodologías que pueden ser utilizadas para calcular la probabilidad de incumplimiento de un crédito son: el modelo de probabilidad lineal, el modelo Logit, modelo Probit, el análisis discriminante, el modelo de redes neuronales y el modelo KMV. Para la presente investigación hemos escogido aplicar el Modelo de regresión logística binaria por las siguientes razones:

La variable dependiente se trata como una variable dicotómica, donde el resultado puede ser dos situaciones posibles: que el cliente pague (0) o que el cliente no pague (1). Es decir, es un modelo econométrico de selección cualitativa (Pindyck y Rubinfeld 1998), debido a que genera respuestas de procedimientos cualitativos. Por ejemplo, responde sobre la probabilidad de votar “sí o no” en una elección, de declarar “sí o no” una empresa en quiebra o, como en nuestro caso, que el cliente pague o no pague.

Otra ventaja importante del modelo Logit es que transforma el problema en una predicción probabilística de intervalo (0,1), según Pindyck y Rubinfeld (1998), un problema de predicción de ocurrencia de eventos en el campo de la recta real. Este modelo de regresión permite que las variables utilizadas para estimar el modelo (variables independientes) puedan ser de cualquier tipo, no existen restricciones para ellas, sin embargo, se debe tener algunas consideraciones al respecto:

- Cuando la variable que se incluya en el modelo sea una variable continua, se introducirá la variable real o bien alguna transformación de ella (logaritmo, cuadrado) cuando sea necesario.
- Cuando la variable que se quiera introducir al modelo sea una variable categórica de más de dos categorías, se necesitará recurrir a una serie de transformaciones para que los resultados sobre la variable en cuestión sean correctos e interpretables. En dicho caso, no se podrá introducir la variable original en el modelo, sino que si la variable tiene n categorías deberán expresarse cada una de estas categorías mediante n-1 variables *dummy*.

Una ventaja importante de este modelo 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.¹⁷

El modelo de regresión logística binaria evita los inconvenientes del modelo de regresión lineal o análisis discriminante fundamentalmente por las siguientes razones:

- Las propiedades estadísticas son más adecuadas que las de los modelos lineales en los cuales se pueden obtener estimadores ineficientes.
- Debido a que contamos con información del historial crediticio de los clientes, la información cualitativa complementa la escasez de información cuantitativa.
- La regresión logística admite las variables categóricas con mayor flexibilidad que los modelos lineales.

La función logística binaria está especificada de la siguiente forma:

$$\log\left(\frac{P}{1-P}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_K X_K$$

Donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en nuestro caso impago o *default*.

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

La probabilidad de impago puede ser calculada de la siguiente manera:

Dónde:

¹⁷ Lara *et al.* (2010).

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_K X_K$$

En el modelo lineal de probabilidad, la variable endógena toma únicamente dos valores:

Si hacemos: $\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = Y_i$

$y_i = 1$, cuando ocurre un determinado suceso.

$y_i = 0$, si el suceso no ocurre.

El modelo Logit, como se trata de un modelo no lineal, no podrá ser estimado por mínimos cuadrados ordinarios, para estimar el modelo se tendrá que utilizar el método de Máxima Verosimilitud (MV).¹⁸

5. Datos y selección de la muestra

Se ha tomado como base de datos una muestra de clientes de una institución financiera que atiende representativamente a clientes del segmento microempresa y pequeña empresa en el Perú. Nuestro objetivo de estudio son aquellos clientes clasificados por la SBS como microempresa¹⁹, cuyo destino de crédito fue para capital de trabajo o la adquisición de algún activo fijo, con créditos en soles y que pertenecen a la zona urbana a nivel nacional.

La muestra total fue de 1.792 prestatarios y la selección de ellos se realizó a partir de 2 bases de datos. La primera se obtuvo del reporte de prestatarios con cartera vencida al cierre de marzo de 2011, y constaba de 3.554 prestatarios. La segunda base de datos fue de 3.500 prestatarios con calificación 100% normal según categorías de la clasificación crediticia de la SBS²⁰ al cierre de marzo de 2011.

De la primera base de datos se obtuvo una muestra de 876 prestatarios y de la segunda una muestra de 916 prestatarios para obtener la muestra total de 1.792 prestatarios. El objetivo de la obtención de la muestra total es encontrar dos grupos de prestatarios con comportamiento de pago extremos, es decir un grupo de prestatarios calificados por su comportamiento de pago como muy malos pagadores y otro grupo de prestatarios calificados como muy buenos pagadores.

¹⁸ Máxima verosimilitud; en ocasiones la estimación por mínimos cuadrados ordinarios produce estimadores ineficientes o inconsistentes. La estimación por máxima verosimilitud bajo un conjunto amplio de condiciones produce la estimación de parámetros consistentes y asintóticamente eficientes (para muestras grandes).

¹⁹ Crédito microempresa según la nueva clasificación de créditos de la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú, son créditos destinados a financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios otorgados a personas naturales o jurídicas, cuyo endeudamiento en sistema financiero (sin incluir créditos hipotecarios) es no mayor a S/. 20.000 en los últimos seis meses.

²⁰ Las categorías de la clasificación crediticia según la Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú son: normal (0), CPP (1), deficiente (2), dudoso (3) y pérdida (4). Está relacionado al comportamiento de pago de los deudores.

Los prestatarios que son categorizados como muy malos pagadores los obtuvimos de la data de prestatarios con cartera vencida y para ir en función de nuestro objetivo de estudio, solo seleccionamos a los prestatarios con clasificación SBS microempresa, cuyo destino de crédito fue para capital de trabajo y activo fijo, en soles y además que estén ubicados en zona urbana; con esta discriminación se obtuvo la muestra de los 876 prestatarios con mal comportamiento de pago.

Los prestatarios que son muy buenos pagadores los obtuvimos de la segunda base de datos y de igual forma para ir de la mano con nuestro objetivo de estudio, solo seleccionamos a los prestatarios con clasificación SBS microempresa, con destino de crédito capital de trabajo y activo fijo, en soles y ubicados en zona urbana, pero además de ello se seleccionó a aquellos prestatarios que en los últimos 15 meses tuvieron una calificación de 100% normal según la categoría de la clasificación crediticia de la SBS para un crédito microempresa, y que en la entidad financiera el promedio de días de atraso en el pago de un crédito no haya superado los 2 días de atraso, ni que en una de las cuotas pagadas en el crédito haya superado los 8 días de atraso. Con estas discriminantes se obtuvo una muestra de 916 prestatarios con excelente comportamiento de pago.

La muestra total contiene información del comportamiento histórico de los prestatarios que solicitaron créditos con la entidad dentro del periodo enero 2010 a marzo 2011, además de información socio-demográfica e información cuantitativa de la evaluación financiera de estos prestatarios. Se ha seleccionado una muestra de modo que el número de prestatarios con créditos impagos se aproxime al número de prestatarios que pagan puntualmente, evitando así el problema de diferencia de tamaño.

De la muestra total de 1.792 registros se tomaron 1.344 para estimar el modelo de regresión logística binaria y 438 fueron utilizados para realizar la validación del modelo.

Tabla 2. Composición de la muestra del modelo de regresión logística binaria

| Cartera de microcréditos Período estudio enero 2010 - marzo 2011 Observaciones (n) | | |
|--|---------|-------|
| Pagos | Impagos | Total |
| 916 | 876 | 1792 |
| Muestra de estimación (75%) | | |
| 687 | 657 | 1344 |
| Muestra de validación (25%) | | |
| 229 | 219 | 448 |

Fuente: Elaboración propia 2011.

5.1 Selección de la variable dependiente

La variable dependiente está definida como la probabilidad de incumplimiento, es decir la incertidumbre asociada a la pérdida potencial, causada por la incapacidad de la contraparte de cumplir con sus obligaciones. Una vez tomada la muestra, identificamos a los prestatarios cumplidos o buenos pagadores y los identificamos o codificamos con (0), para ello hemos considerado que cumplan ciertas características, es decir clientes que en los últimos 15 meses hayan sido catalogados con la calificación 100 % normal en centrales de riesgo (clientes con buen comportamiento de pagos, bajos días de morosidad en su récord crediticio).

A los prestatarios fallidos los identificamos con (1) y para ello hemos considerado que hayan sido calificados como clientes con algún problema (problema potencial, deficiente, dudoso, pérdida) o hayan tenido atrasos significativos en los pagos de sus créditos reflejados en los días de morosidad en que han incurrido.

5.2 Selección de variables independientes

Una vez definido el concepto de la variable dependiente (el incumplimiento) y determinada la muestra, el paso siguiente consiste en seleccionar a las variables explicativas de la capacidad que un cliente tiene para atender la devolución de los microcréditos a partir de un proceso llamado sistema experto y que está en función de las “5c” del crédito, un sistema que goza de mucha aceptación en el sistema financiero. Hemos tomado también en consideración aquellas variables que forman parte del proceso crediticio y cuya información es de fácil acceso para cualquier entidad microfinanciera dentro de las solicitudes de créditos de los solicitantes y las centrales de riesgo:

5.2.1 Carácter: las variables que identificamos en esta etapa son:

- Experiencia en el sistema financiero (EXP_SF): es una variable numérica definida en meses y se refiere a la experiencia crediticia del prestatario en el sistema financiero, es decir, nos detalla el tiempo desde la fecha en que accedió al primer crédito hasta la última fecha de reporte de la SBS (marzo 2011).
- Experiencia crediticia con la entidad financiera (EXP_ENT): es una variable numérica definida en meses y se refiere al número de créditos previos del prestatario con la entidad financiera.
- Experiencia en la gestión del negocio (EXP_GESNEG): es una variable numérica definida en meses y se refiere a la experiencia que tiene el empresario en el manejo y gestión de su negocio en la actividad económica a la cual se dedica.

- Edad (EDAD): es una variable numérica definida en años y se refiere a la edad cronológica del prestatario.
- Estado civil (EST_CIV): es una variable categórica que se define como la constitución o no de una sociedad familiar. Hemos categorizado como (0) al prestatario soltero y como (1) al prestatario que forma una sociedad familiar o conyugal.
- Género (GÉNERO): es una variable categórica referida al tipo de sexo, femenino o masculino. La categorización de esta variable es de (0) para el género femenino y de (1) para el género masculino.
- Número de hijos (N_HIJOS): es una variable numérica. Se refiere a la cantidad de hijos que dependen del prestatario, es decir cubren sus gastos de alimentación, educación y salud.
- Nivel de educación (NIV_EDU): es una variable categórica y se refiere al nivel educativo y/o instrucción que haya podido alcanzar el prestatario. La categorización es de (0) para los prestatarios analfabetos o sin instrucción, (1) para los prestatarios con instrucción primaria, (2) para aquellos con educación secundaria y (3) para aquellos prestatarios con nivel de estudio técnico o superior.
- Actividad económica (ACT_ECON): es una variable categórica. Se refiere a la actividad económica en que se desenvuelve el empresario en un determinado giro de negocio. La categorización es de (0) para los prestatarios que se desenvuelven en la actividad económica de comercio, (1) actividad económica producción y (3) actividad económica servicio.
- Tipo de vivienda (TIP_VIV): es una variable categórica y se refiere a la condición de propiedad de la vivienda del prestatario. La categorización es de (0) para aquellos prestatarios que poseen una vivienda propia, (1) cuya vivienda es de familiares o amistades y (2) para aquellos prestatarios que alquilan una vivienda.

5.2.2 Capital: las variables que identificamos para esta etapa son:

- Apalancamiento patrimonial (APAL_PAT): es una variable numérica definida en número de veces. Se refiere a cuántas veces está comprometido por el nivel de deuda el patrimonio del negocio.

$$APAL_PAT = \frac{\text{Total Pasivo}}{\text{Total Patrimonio}}$$

- Número de entidades en el sistema financiero (N_ENTSF): es una variable numérica. Se refiere a la cantidad de entidades financieras reportadas en las centrales de riesgo u organismo regulador con la que el prestatario mantiene un saldo deudor.
- Saldo deudor con entidad (SALDO_ENTIDAD): es una variable numérica definida en nuevos soles. Es el saldo deudor vigente que mantiene el prestatario con la entidad financiera.

- Saldo deudor en el sistema financiero (SALDO_SF): es una variable numérica definida en nuevos soles. Es el saldo deudor vigente que el prestatario mantiene reportado en el sistema financiero.

5.2.3 Capacidad: las variables que identificamos para esta etapa son:

- Monto del último crédito (MONT_CRÉDITO): es una variable numérica definida en nuevos soles y se refiere al monto del último crédito desembolsado con la entidad financiera.
- Plazo del último crédito (PLAZO): es una variable numérica definida en meses. Es el tiempo en que se pactó el pago del último crédito desembolsado.
- Tasa efectiva anual (TEA): es una variable numérica, está expresada en porcentaje y se refiere al precio del último crédito desembolsado en función al riesgo de la operación crediticia.
- Destino del crédito (DEST_CRÉDITO): es una variable categórica. Nos indica para que fue utilizado el último crédito desembolsado. Se categoriza como (0) para aquel crédito destinado para capital de trabajo y (1) para aquellos créditos destinados para la adquisición de algún activo fijo.
- Liquidez (LIQUIDEZ): es variable numérica definida en número de veces. Es la capacidad que tiene el prestatario para honrar sus obligaciones en el corto plazo.

$$\text{LIQUIDEZ} = \frac{\text{Activo Corriente}}{\text{Pasivo Corriente}}$$

- Rentabilidad del patrimonio (ROE): Es una variable numérica expresada en porcentaje, definida como el beneficio de los recursos propios del negocio del prestatario. Mide la ganancia del negocio en cada unidad monetaria invertida en fondos propios.

$$\text{ROE} = \frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Total Patrimonio}}$$

- Rentabilidad de los activos (ROA): Es una variable numérica expresada en porcentaje. Es la rentabilidad sobre los activos del negocio.

$$\text{ROA} = \frac{\text{Utilidad Neta}}{\text{Total Activos}}$$

- Excedente neto (EXCEDENTE_NETO): Es una variable numérica definida en nuevos soles. Se obtiene de deducir de la utilidad neta del negocio los gastos familiares.

5.2.4 Colaterales (garantía): la variable que se identifica para esta etapa es:

- **Garantía (GAR):** es una variable categórica. Se refiere a si el cliente posee respaldo patrimonial. La categoría es de (0) para los prestatarios que no poseen casa o local propio y (1) para los prestatarios que sí poseen.

5.2.5 Ciclo económico: las variables que se identifican para esta etapa son:

- **Variación del índice de precios al consumidor (VAR_IPC):** es una variable numérica. Es la tasa de variación de los precios desde que el prestatario se inició como cliente de la entidad financiera hasta la fecha de corte de la muestra (marzo 2011).

$$\nabla IPC_{ij} = \frac{IPC_{i+j} - IPC_i}{IPC_i}$$

i = momento de concesión del primer crédito.

j = duración de la relación entre el prestatario y la entidad financiera.

IPC = índice de precios al consumidor.

- **Variación del producto bruto interno (VAR_PBI):** es una variable numérica. Es la tasa de variación del producto desde que el prestatario se inició como cliente de la entidad financiera hasta la fecha de corte de la muestra (marzo de 2011).

$$\nabla PBI_{ij} = \frac{PBI_{i+j} - PBI_i}{PBI_i}$$

i = momento de concesión del primer crédito.

j = duración de la relación entre el prestatario y la entidad financiera.

PBI = índice de la producción.

5.3 Resultados del modelo

Se realizó el tratamiento de la base de datos de la cartera de microcréditos, mediante el módulo de regresión logística binaria del *software* Eviews vs. 7.2, el cual ofrece como resultado la ecuación de puntuación Z y la probabilidad de impago P para cada uno de los prestatarios de la cartera de microcréditos.

Puede apreciarse que el modelo final queda definido por variables cualitativas que hacen referencia a la edad del prestatario, el tipo de vivienda (si es propia, de familiares o alquilada), el estado civil del prestatario y variables cuantitativas intrínsecas a la operación crediticia como el plazo y el saldo de deuda en el sistema financiero (endeudamiento), además de la variable número de créditos otorgados por la entidad. Este conjunto de variables son las que logran un mayor ajuste del modelo cuando se corre el modelo con las distintas variables explicativas.

Función logística binaria estimada:

$$Z = 1.22368 + 0.129384 \text{ PLAZO} - 0.263273 \text{ N_CREDIT} - 0.019669 \text{ EDAD} + 0.576386 \text{ TIP_VIV} - 0.00029 \text{ SALDO_SF} - 0.587864 \text{ EST_CIV}$$

$$P(\text{incumplimiento}) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Duración del crédito (plazo)

El plazo del crédito mide el tiempo de repago del microcrédito. El coeficiente Logit estimado es de 0,129. El signo es positivo (+), indica que la probabilidad de caer en atrasos costosos aumenta conforme aumenta el plazo del crédito. Es decir, el modelo predice que los microcréditos con plazos mayores son más riesgosos que microcréditos con menores plazos. Por ejemplo, un crédito con las siguientes características:

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es de soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas características la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si el plazo del crédito solicitado por el prestatario fuese de 18 meses la probabilidad de incumplimiento es de 0,61 incrementándose en 19 puntos básicos el riesgo crediticio.

Tabla 3. Variables independientes del modelo de regresión logística binaria

| Variables | Tipo | Nomenclatura | Codificación | Categorización |
|--|------------|--------------|--------------|-----------------------------|
| Carácter | | | | |
| Experiencia en el sistema financiero | Numérica | EXP_SF | No aplica | No aplica |
| Experiencia crediticia con la entidad financiera | Numérica | EXP_ENT | No aplica | No aplica |
| Experiencia en la gestión del negocio | Numérica | EXP_GESNEG | No aplica | No aplica |
| Edad | Numérica | EDAD | No aplica | No aplica |
| Estado civil | Categórica | EST_CIV | 0 | Soltero |
| | | | 1 | Sociedad familiar |
| Género | Categórica | GÉNERO | 0 | Femenino |
| | | | 1 | Masculino |
| Número de hijos | Numérica | N_HIJOS | No aplica | No aplica |
| Nivel de educación | Categórica | NIV_EDU | 0 | Analfabeto, sin instrucción |
| | | | 1 | Primaria |
| | | | 2 | Secundaria |

| Variables | Tipo | Nomenclatura | Codificación | Categorización |
|---|-----------|----------------|--------------|------------------------------------|
| | | | 3 | Técnico, superior |
| Actividad económica | Categoría | ACT_ECON | 0 | Comercio |
| | | | 1 | Producción |
| | | | 2 | Servicio |
| Tipo de vivienda | Categoría | TIP_VIV | 0 | Propia cancelada, propia pagándose |
| | | | 1 | De familiares, de amistades |
| | | | 2 | Alquilada |
| Capital | | | | |
| Apalancamiento patrimonial | Numérica | APAL_PAT | No aplica | No aplica |
| Número de entidades en el sistema financiero | Numérica | N_ENTSF | No aplica | No aplica |
| Saldo deudor con entidad financiera | Numérica | SALDO_ENTIDAD | No aplica | No aplica |
| Saldo deudor en el sistema financiero | Numérica | SALDO_SF | No aplica | No aplica |
| Capacidad | | | | |
| Monto del crédito | Numérica | MONT_CRÉDITO | No aplica | No aplica |
| Plazo del último crédito | Numérica | PLAZO | No aplica | No aplica |
| Tasa efectiva anual | Numérica | TEA | No aplica | No aplica |
| Destino del crédito | Categoría | DEST_CRÉDITO | 0 | Capital de trabajo |
| | | | 1 | Activo fijo |
| Liquidez | Numérica | LIQUIDEZ | No aplica | No aplica |
| Rentabilidad del patrimonio | Numérica | ROE | No aplica | No aplica |
| Rentabilidad de los activos | Numérica | ROA | No aplica | No aplica |
| Excedente | Numérica | EXCEDENTE_NETO | No aplica | No aplica |
| Garantía | | | | |
| Garantía | Categoría | GAR | 0 | Sin casa o local propio |
| | | | 1 | Con casa o local propio |
| Ciclo económico | | | | |
| Variación del índice de precios al consumidor | Numérica | VAR_IPC | No aplica | No aplica |
| Variación del producto interno bruto | Numérica | VAR_PBI | No aplica | No aplica |

Fuente: Elaboración propia 2011.

Número de créditos otorgados por la entidad (N°_CREDENT)

Se mide como el número de créditos previos que ha tenido con la entidad microfinanciera. El coeficiente Logit estimado es de -0,263 y el signo negativo (-) indica que el riesgo disminuye conforme aumenta la experiencia crediticia del prestatario, es decir la probabilidad de caer en atrasos costosos disminuye con el número de créditos previos. Por ejemplo, un crédito con las siguientes características:

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es de soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas características la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si el récord de créditos del prestatario con la entidad fuese de 1 solo crédito, la probabilidad de incumplimiento es de 0,62 incrementándose en 20 puntos básicos el riesgo crediticio.

Edad del prestatario (EDAD)

En microfinanzas es normalmente aceptado que los prestatarios de mayor edad representan menor riesgo que los prestatarios de menor edad. Se asume que a mayor edad el prestatario cuenta con mayor experiencia en el negocio, tiene un mayor patrimonio acumulado y asume mayores responsabilidades familiares.

El coeficiente Logit estimado es -0,0196. El signo negativo (-) indica que la probabilidad de caer en atrasos costosos disminuye conforme aumenta la edad del solicitante de los microcréditos. Por ejemplo, un crédito con las siguientes características:

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es de soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas características, la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si la edad del prestatario fuese de 40 años, la probabilidad de incumplimiento es de 0,37 disminuyendo el riesgo crediticio en 5 puntos básicos.

Tipo de vivienda (TIP_VIV)

Esta variable fue clasificada como categórica en donde vivienda propia fue codificada como (0), vivienda de familiares fue codificada como (1) y vivienda alquilada fue codificada como (2). El coeficiente Logit estimado es 0,5763 y el signo positivo (+) indica que la probabilidad de caer

en atrasos costosos aumenta cuando el cliente no cuenta con casa propia. Es decir prestatarios sin casa propia son más riesgosos que los prestatarios que cuentan con una vivienda propia. Por ejemplo, un crédito con las siguientes características:

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es de soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas características la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si el prestatario no tuviese casa propia y reside en casa alquilada, la probabilidad de incumplimiento es de 0,70 incrementándose riesgo crediticio en 28 puntos básicos.

Saldo deudor en el sistema financiero (SALDO_SF)

Esta variable indica el nivel de endeudamiento del prestatario en el sistema financiero. Se esperaría un coeficiente con signo positivo e indicaría que a mayor saldo deudor mayor es el riesgo de caer en atrasos costosos. Sin embargo, la estimación del modelo plantea un signo negativo y estaría relacionado al interés de la institución financiera de otorgar créditos a prestatarios que ya cuenten con algún saldo en el sistema financiero para minimizar el riesgo.

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas características la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si el prestatario no tuviese experiencia en el sistema financiero y su saldo deudor fuese de S/. 0, la probabilidad de incumplimiento sería de 0,76 incrementándose en 33 puntos básicos el riesgo del crédito.

Estado civil (EST_CIV)

Esta variable fue clasificada como categórica en donde se ha codificado a los prestatarios de estado civil soltero como (0) y a los prestatarios con algún tipo de sociedad familiar (casados o convivientes) como (1). El coeficiente Logit estimado es -0,587. El signo negativo (-) indica que la probabilidad de caer en atrasos aumenta cuando el prestatario es soltero. Por ejemplo, un crédito con las siguientes características:

Un prestatario con un saldo deudor en el sistema financiero de S/. 5.000 nuevos soles, cuenta con un récord de 4 créditos en la entidad, tiene casa propia, su estado civil es de soltero y tiene 30 años de edad, solicita un determinado crédito a un plazo de 12 meses. Con estas

características la probabilidad de incumplimiento que arroja el modelo es de 0,42. Si el estado civil del prestatario fuese casado, la probabilidad de incumplimiento es de 0,29 disminuyendo en 13 puntos básicos el riesgo crediticio.

5.3.1 Valoración del modelo

Para comprobar la valoración del modelo de regresión logística binaria y saber que es un modelo adecuado para la toma de decisiones hay que someterlo a una serie de consideraciones:

Sobre la linealidad del modelo, la utilización de una regresión logística binaria es una ventaja debido a que no es necesario plantear hipótesis de partida sobre el supuesto de normalidad de las variables. Es decir, las propiedades estadísticas de la regresión logística binaria son más adecuadas que la de los modelos lineales, en cuyo caso en ocasiones se obtienen estimadores ineficientes.

Si observamos los coeficientes del modelo detallado en la tabla 4, se observa que dos variables están relacionadas directamente con la variable dependiente y que cuatro variables están relacionadas inversamente con la variable dependiente. Cuando el signo del estimador es positivo se interpreta que cuando la variable independiente aumenta en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente fallido o moroso (1) aumenta en el valor del coeficiente respectivo.

Cuando el signo del estimador es negativo se interpreta que cuando la variable independiente aumenta en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente fallido o moroso (1) disminuye en el valor del coeficiente respectivo. Asimismo, para que un prestatario sea catalogado como fallido el valor de la probabilidad de incumplimiento debe ser mayor a 0,5.

Tabla 4. Estimación del modelo logística binaria

Dependent Variable: VAR_DEP
 Method: ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing)
 Date: 08/16/11 Time: 20:40
 Sample: 1 1344
 Included observations: 1.344
 Convergence achieved after 5 iterations
 Covariance matrix computed using second derivatives

| Variable | Coefficient | Std. Error | z-Statistic | Prob. |
|-----------|-------------|------------|-------------|---------|
| C | 1,223680 | 0,370909 | 3,299137 | 0,00100 |
| PLAZO | 0,129384 | 0,01377 | 9,396382 | 0,00000 |
| N_CREDENT | -0,263273 | 0,030533 | -8,622488 | 0,00000 |
| EDAD | -0,019669 | 0,006319 | -3,112649 | 0,00190 |

| Variable | Coefficient | Std. Error | z-Statistic | Prob. |
|-----------------------|-------------|-----------------------|-------------|-----------|
| TIP_VIV | 0,576386 | 0,110665 | 5,208370 | 0,00000 |
| SALDO_SF | -0,000290 | 2,18E-05 | -13,27538 | 0,00000 |
| EST_CIV | -0,587864 | 0,144109 | -4,079294 | 0,00000 |
| McFadden R-squared | 0,348374 | Mean dependent var | | 0,488839 |
| S.D. dependent var | 0,500061 | S.E. of regression | | 0,382487 |
| Akaike info criterion | 0,913437 | Sum squared resid | | 195,5982 |
| Schwarz criterion | 0,940538 | Log likelihood | | -606,8299 |
| Hannan-Quinn criter. | 0,923589 | Deviance | | 1.213,660 |
| Restr. Deviance | 1.862,510 | Restr. log likelihood | | -931,2550 |
| LR statistic | 648,8501 | Avg. log likelihood | | -0,451510 |
| Prob(LR statistic) | 0,000000 | | | |
| Obs with Dep=0 | 687 | Total obs | | 1.344 |
| Obs with Dep=1 | 657 | | | |

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Tabla 5. Predicción del modelo logística binaria

Expectation-Prediction Evaluation for Binary Specification

Equation: ECUACIÓN_FINAL

Date: 02/19/12 Time: 13:23

Success cutoff: C = 0,5

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|----------------|--------------------|-------|-------|----------------------|--------|-------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| P(Dep=1)≤C | 525 | 121 | 646 | 687 | 657 | 1.344 |
| P(Dep=1)>C | 162 | 536 | 698 | 0 | 0 | 0 |
| Total | 687 | 657 | 1.344 | 687 | 657 | 1.344 |
| Correct | 525 | 536 | 1.061 | 687 | 0 | 687 |
| % Correct | 76,42 | 81,58 | 78,94 | 100,00 | 0,00 | 51,12 |
| % Incorrect | 23,58 | 18,42 | 21,06 | 0,00 | 100,00 | 48,88 |
| Total Gain* | -23,58 | 81,58 | 27,83 | | | |
| Percent Gain** | NA | 81,58 | 56,93 | | | |

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|---------------|--------------------|--------|---------|----------------------|--------|----------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| E(# of Dep=0) | 489,87 | 197,13 | 687,00 | 351,17 | 335,83 | 687,00 |
| E(# of Dep=1) | 197,13 | 459,87 | 657,00 | 335,83 | 321,17 | 657,00 |
| Total | 687,00 | 657,00 | 1.344,0 | 687,00 | 657,00 | 1.344,00 |

| | Estimated Equation | | | Constant Probability | | |
|----------------|--------------------|--------|--------|----------------------|--------|--------|
| | Dep=0 | Dep=1 | Total | Dep=0 | Dep=1 | Total |
| Correct | 489,87 | 459,87 | 949,74 | 351,17 | 321,17 | 672,33 |
| % Correct | 71,31 | 70,00 | 70,67 | 51,12 | 48,88 | 50,02 |
| % Incorrect | 28,69 | 30,00 | 29,33 | 48,88 | 51,12 | 49,98 |
| Total Gain* | 20,19 | 21,11 | 20,64 | | | |
| Percent Gain** | 41,30 | 41,30 | 41,30 | | | |

* Change in “% Correct” from default (constant probability) specification

** Percent of incorrect (default) prediction corrected by equation

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Todas las variables presentan un *p-value* inferior al nivel crítico fijado en 0,05. Por tanto, todas las variables independientes del modelo influyen en el comportamiento del pago del prestatario.

En cuanto a la bondad de ajuste del modelo, el pseudo R^2 de McFadden no se acerca demasiado a la unidad (0,348). Los valores de los criterios de información (Akaike, Schwarz y Hannan-Quinn) son adecuados porque son bajos y muy parecidos.

Otra medida de la bondad de ajuste del modelo de regresión logística binaria es el porcentaje de predicciones correctas, respecto de las observaciones. El modelo estimado ha logrado un 79% de predicciones correctas (76,42% de predicciones correctas sobre la variable dependiente (0) cliente buen pagador y 81,58 % de predicciones correctas sobre la variable dependiente (1) cliente fallido). Estas estimaciones se realizaron sobre la misma muestra de clientes sobre la cual se corrió el modelo y fue realizado por el *software* Eviews vs. 7.2. Para el cálculo que si un prestatario es buen pagador (0) o incumplido (1) se ha considerado como probabilidad de corte a $P= 0,5$. Si el prestatario obtiene una probabilidad de menor igual a 0,5 es considerado como buen pagador o puntual, caso contrario, si su probabilidad es mayor a 0,5 se considera cliente fallido (1).

5.3.2 Análisis de significancia individual y del modelo

- Análisis de significación individual

$$H_0 : \beta_k = 0$$

Se observa que los p-valores asociados a cada uno de los coeficientes (PLAZO, N_CREDENT, EDAD, TIP_VIV, SALDO_SF, EST_CIV) son inferiores a 0,05. Por lo tanto, a un nivel de

significancia $\alpha = 0,05$, rechazamos la hipótesis nula de que cada uno de dichos coeficientes son nulos.

- **Análisis de significancia del modelo**

$$H_0 : \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$$

En general se aplica la prueba de la razón de verosimilitud.

$$LR = -2[\ln L(MR) - L(MSR)] \rightarrow \chi^2_{(K-1)}$$

Dado que la probabilidad (LR Statistic) es menor que 0,05 se rechaza la hipótesis nula que todos los coeficientes son iguales a cero, a un nivel de significancia $\alpha = 0,05$.

Tabla 6. Análisis de significancia individual y del modelo

| Variable | Coefficiente | Std. Error | Wald. | Prob. |
|---------------------|--------------|------------|------------|---------|
| C | 1,22368 | 0,370909 | 10,884312 | 0,00100 |
| PLAZO | 0,129384 | 0,01377 | 88,2862899 | 0,00000 |
| N_CREDENT | -0,263273 | 0,030533 | 74,348753 | 0,00000 |
| EDAD | -0,019669 | 0,006319 | 9,68875223 | 0,00190 |
| TIP_VIV | 0,576386 | 0,110665 | 27,1272813 | 0,00000 |
| SALDO_SF | -0,00029 | 0,0000218 | 176,963219 | 0,00000 |
| EST_CIV | -0,587864 | 0,144109 | 16,6406973 | 0,00000 |
| McFadden R-Squared | 0,348374 | | | |
| S.D. Dependet Var | 0,500061 | | | |
| LR Statistic | 648,8501 | | | |
| Prob (LR Statistic) | 0,00000 | | | |

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

5.3.3 Validación del modelo

Para la validación del presente modelo, se separó una muestra (de validación) de 448 prestata- rios. Si aplicamos la ecuación logística estimada a la muestra de validación el porcentaje global de acierto es del 81% como se muestra en la tabla 7. Es así que se llega a predecir en un 76 % a los clientes puntuales (0) y en un 86% a los clientes fallidos o incumplidos (1).

Tabla 7. Porcentaje de acierto y error en el proceso de validación

| Porcentaje de acierto y error en el proceso de validación | | | | | |
|---|-----------------|----------------|------------|------------|-------|
| | Pronosticado | | | Porcentaje | |
| | N° Prestatarios | Puntuales (0) | Impago (1) | Acierto | Error |
| Puntuales (0) | 229 | 173 | 56 | 76% | 24% |
| Fallidos (1) | 219 | 189 | 30 | 86% | 14% |
| Total | 448 | 362 | 86 | 81% | 19% |

Fuente: Elaboración propia 2011. Muestra de validación.

5.3.4 Discusión respecto del proceso de selección de variables finales en el modelo

Los atrasos dependen de muchos factores que son muy difíciles de incluir en el modelo estadístico. El objetivo es generar un modelo correctamente ajustado y que tenga capacidad y poder predictivo aceptable. En torno a dicho aspecto, el acuerdo internacional sobre regulación y supervisión bancaria denominado “Nuevo Acuerdo de Capital“, aprobado en 2004 por el Comité de Basilea y conocido como Basilea II, exige a las entidades financieras supervisadas que tendrán que adoptar modelos internos que sean capaces de medir el riesgo de crédito con el objeto de discriminar a los clientes según su perfil de riesgo.

Es así, que el modelo econométrico que hemos construido se basa en el conocimiento de las características de los créditos en el momento del desembolso y su comportamiento de pago después del desembolso, tomando en consideración aspectos como las características de los sujetos de créditos (edad, género, lugar de residencia, etc.) y aspectos relacionados con las operación crediticia (plazo, monto, endeudamiento, garantías, razones financieras, etc.).

Dado que se pretende encontrar la causalidad en la explicación del incumplimiento, en función de los aspectos anteriormente mencionados y siguiendo los pasos de Eviews, en primer lugar se han introducido todas las variables y se han ido descartando las que no cumplieren con el criterio de significancia estadística individual ($p < 0,05$).

En segundo lugar, de las variables seleccionadas con significancia individual que explican el modelo, los signos de sus coeficientes deben corresponder con el análisis a priori que de ellos se habían hecho utilizando el marco teórico.

En tercer lugar, el modelo en su conjunto debe tener significancia global, las variables que lograron obtener significancia individual ($p < 0,05$) y que sus signos son los correspondidos con

el análisis a priori, logran obtener un modelo con significancia global y tiene un buen ajuste. Hemos realizado este proceso reiteradas veces hasta encontrar el modelo propuesto.

Todas las 25 variables fueron tomadas en cuenta para estimar el modelo sin considerar alguna ventaja, desviación o conducción a alguna de ellas. De los resultados de la regresión logística se encontró que solo 6 de las 26 variables evaluadas tienen adecuada significancia estadística para explicar el comportamiento crediticio de los clientes, siendo las siguientes: plazo, número de créditos anteriores con la entidad financiera, edad, tipo de vivienda, saldo deudor en el sistema financiero y estado civil del prestatario.

Si bien es cierto que el modelo final queda conformado por variables relativamente previsibles, estas variables reflejan el riesgo que la institución financiera está enfrentando al otorgar los microcréditos y está en línea con lo que refiere el acuerdo de Basilea II, que los modelos internos que las instituciones financieras adopten sean capaces de medir el riesgo de crédito y deben conducir todos sus esfuerzos en capturar el riesgo presente en su base de datos y sistemas de información, las variables deben ser capaces de medir el riesgo de crédito y de discriminar a los clientes puntuales de los impuntuales más allá de que sus resultados sean relativamente previsibles.

Aquí el riesgo de crédito está determinado por las siguientes variables: plazo, número de créditos anteriores con la entidad financiera, edad, tipo de vivienda, saldo deudor en el sistema financiero y estado civil del prestatario.

Para considerar nuestro modelo como superior con relación a otros estimados, fue sometido a la prueba de predicciones y ha logrado obtener un alto porcentaje de correcciones correctas: el modelo logro obtener un 79% de predicciones correctas sobre la misma muestra y al validarlo con la segunda muestra logro obtener un acierto del 81%.

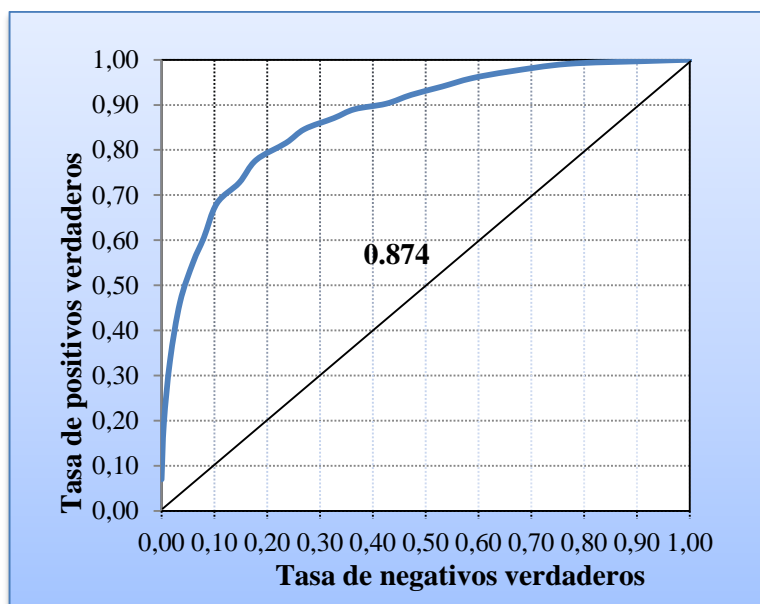
Como última prueba, y para considerarlo como un modelo superior, lo sometimos a la prueba de sensibilidad. Esta prueba consiste en modificar el umbral de aceptación de los créditos, cuando el umbral de aceptación se acerca más a (0,0), en otras palabras nos volvemos más rigurosos, se aceptan menos créditos que habrían llegado a tener más atrasos costosos pero se rechazan más créditos que nunca habrían llegado a tener atrasos costosos, en otras palabras, existe un intercambio forzoso: conforme se rechazan más créditos malos también se rechazan más créditos buenos.

Esta sensibilidad se puede medir a través de la curva ROC: Receiver Operation Characteristics, y muestra el ratio entre detecciones correctas de *default* y detecciones incorrectas de *default* para distintos umbrales de medición. Es así, cuando el área bajo la curva ROC es más próxima a la unidad es mejor en términos de predictibilidad. Nuestro modelo seleccionado con las variables seleccionadas obtiene un área bajo la curva ROC de 87,43% y por lo tanto nuestro modelo se puede considerar como bueno. En otras palabras, el modelo estimado logra discriminar los créditos.

Según Hand y Henley (1997), cuando el área bajo la curva ROC es más próxima a la unidad es mejor en términos de predictibilidad, así tenemos que:

- Cuando el área bajo la curva es menor a 0,5 hay ausencia discriminación.
- Cuando el área bajo la curva está entre 0,7 y 0,79 es aceptable.
- Cuando el área bajo la curva está entre 0,8 y 0,89 es buena
- Cuando el área bajo la curva es mayor a 0,90 es muy buena.

Gráfico 2. Curva ROC



Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Conclusiones y recomendaciones

Conclusiones

Del presente estudio a través del modelo de regresión logística se ha determinado que son las siguientes variables las que determinan la probabilidad de incumplimiento en el pago de un microcrédito: plazo del crédito, número de créditos otorgados por la entidad financiera, saldo deudor en el sistema financiero, tipo de vivienda del prestatario, edad del prestatario al momento de solicitar el crédito y estado civil del prestatario.

De las variables encontradas se tiene que tres corresponden a variables demográficas cualitativas como son la edad, estado civil y tipo de vivienda. Las otras tres variables del crédito son cuantitativas y son intrínsecas al proceso crediticio, las cuales son el plazo del crédito, el saldo deudor en el sistema financiero y el número de créditos otorgados por la entidad financiera.

La estimación de la función logística binaria indica que a plazos mayores en las solicitudes de crédito la probabilidad de caer en incumplimiento se incrementa. Podría explicarse que en un periodo de tiempo largo el pago de intereses se hace cuantioso y eso desalienta al prestatario entendiéndolo que ya ha cumplido con el repago del saldo capital prestado.

Además, como se trata de unidades económicas familiares con frágil respaldo patrimonial, los plazos mayores de los créditos incrementan la probabilidad de que algún evento fortuito o desafortunado (enfermedad de un familiar, robo de mercadería, incendios, otros) ocurra aumentando también el riesgo de crédito.

Por otro lado, la variable número de créditos otorgados indica que el riesgo crediticio disminuye, conforme se incrementa el número de créditos previos con la entidad financiera. Un mayor número de créditos nos indica una mayor rotación de estos, y está relacionado con que los proyectos realizados por el prestatario han sido rentables y satisfactorios. Asimismo, esta variable también existe explicada porque dentro de la industria financiera se establecen relaciones de largo plazo entre los prestatarios y la entidad financiera, con el fin de que las instituciones financieras puedan supervisar los proyectos para los cuales los prestatarios pidieron financiamiento.

La variable edad del prestatario indica que a mayor edad del solicitante del crédito la probabilidad de caer en incumplimiento será menor. Cuando un cliente tiene mayor edad su patrimonio y riqueza acumulada sería mayor, además se incrementa la experiencia y

conocimiento del mercado donde se desenvuelve, reduciendo el riesgo crediticio. La variable tipo de vivienda tiene una relación directa con la variable dependiente, es decir, los prestatarios sin casa propia son más riesgosos que los prestatarios con casa propia. Aquellos prestatarios sin casa propia no cuentan con un respaldo patrimonial personal que pueda servir de garantía para pagar los créditos, además, al no contar con un domicilio estable, las gestiones de seguimiento y de cobranza se verían afectadas.

La variable saldo en el sistema financiero tiene una relación inversa con la variable dependiente, un prestatario sin saldo deudor en el sistema financiero o con saldo 0 (no bancarizado) tendría una probabilidad mayor de caer en mora. La variable estado civil tiene una relación inversa con la variable dependiente, es decir, los prestatarios con estado civil de soltero son más riesgosos que los prestatarios que cuentan con una sociedad familiar (casado o conviviente). En una sociedad familiar ya sea matrimonio o convivencia existen otros ingresos por parte de los otros miembros de la familia que puedan contribuir al pago del crédito en caso el titular del crédito no pueda asumirlo. Las variables que explican el modelo forman parte del proceso crediticio y son de fácil acceso para cualquier entidad microfinanciera. Dichas variables son las que logran ajustar un mejor modelo econométrico.

El modelo estimado tiene un buen carácter predictivo, dado que fue sometido a un proceso de validación con una segunda muestra (448 registros) y logró resultados satisfactorios llegando a predecir el cumplimiento de pago de los créditos en un 76% y el no pago de los créditos en un 86% y de manera global en un 81%. Asimismo se logró validar el modelo con la muestra utilizada para la estimación del modelo (1.344 registros), obteniendo también resultados satisfactorios, predijo el cumplimiento de pago de los créditos en un 76% y el no pago de los créditos en un 86% y de manera global en un 79%.

Si bien es cierto que en la banca múltiple el uso de métodos estadísticos para la predicción del riesgo de crédito está bien desarrollado, sobre todo en el sector consumo, en la mayoría de las instituciones microfinancieras este tipo de modelos recién se está introduciendo y tienen pocos años de uso. En las pequeñas instituciones microfinancieras su introducción ha resultado difícil debido a que no cuentan con una base datos histórica lo suficientemente grande, más aún cuando la parte más difícil y crucial para la ejecución de estos modelos es la recolección de información ordenada y confiable.

La introducción de estos modelos en el proceso de calificación de los créditos suprime los efectos individuales y subjetivos de los jefes de agencias y analistas de crédito al momento de evaluar las solicitudes de crédito, es decir se plantea una forma más objetiva de calificar a los créditos.

También es cierto que estos modelos podrían calificar créditos con un margen de error y podrían rechazar solicitudes de crédito cuando no debieran hacerlo, en tal sentido, estos modelos no son infalibles. Hay que tomar en cuenta que todo modelo tiene un margen de error y que todo usuario debe conocer.

El desarrollo de estos modelos plantea una forma más eficiente de clasificar a los créditos en buenos o malos y esto conlleva a un ahorro de recursos y/o reducción de tiempos del proceso crediticio. Si el modelo desarrollado es acertado y predice bien las solicitudes de créditos de una sucursal o agencia bancaria se podrían atender de una manera más eficiente, dado que la herramienta de *scoring* rechazaría a los malos prestatarios y estos no serían visitados por los funcionarios de crédito ahorrando costos operativos a la sucursal (costo horas-hombre, movilidad). Si el modelo tiene buen carácter predictivo se reduciría la probabilidad que un prestatario entre en morosidad, en tal sentido se reducirían las gestiones de seguimiento y cobranza de los clientes morosos.

La parte más difícil en la introducción de estos modelos en una institución microfinanciera no es la parte técnica, es decir, el desarrollo de la fórmula matemática, sino la implementación y la aplicación del modelo dentro de la organización. Debido a que la institución microfinanciera tiene una tecnología crediticia que está en pleno uso, con costumbres y paradigmas difíciles de romper y podría generar un rechazo por parte de los usuarios.

Recomendaciones

Se recomienda la introducción de estos modelos en las instituciones microfinancieras para una mejor administración del riesgo crediticio, pero de manera paulatina, debido a que los cambios bruscos generan rechazo en los usuarios.

Para realizar estos modelos, las personas involucradas en este proceso de cambio deben tener una capacitación previa. Ello debido a que al no aplicarse correctamente se elimina los cambios cayendo en la falsa percepción de que estos no son necesarios o no son óptimos.

También podemos recomendar que a la hora de aplicar los préstamos se debe tener en mayor consideración las variables cualitativas (como pueden ser edad, sexo, vivienda, estado civil, etc.) porque son las variables que mejor reflejan la probabilidad de incumplimiento en el pago de los microcréditos.

Bibliografía

Aguilar y Camargo (2003). *Análisis de la morosidad de las instituciones microfinancieras en el Perú*. Lima: Instituto de Estudios Peruanos - Consorcio de Investigación Económica y Social.

Akerlof, George. A. (1970). "The market for lemons: Quality uncertainty and the market mechanism". *Quarterly Journal of Economics*. Agosto de 1970.

Altman, Edward y Saunders, Anthony (1997). "Credit risk measurement: Developments over the last 20 years". *Journal of Banking & Finance*. Volumen 21.

Altman, Edward (1968). "Financial Ratios, Discriminant Analysis and Prediction of Corporate Bankruptcy". *Journal of Finance*. Vol. 23, N° 4.

Asociación de Instituciones de Microfinanzas del Perú - ASOMIF (2010). *Entorno Económico del Sistema de Microfinanzas*. Disponible en: <<http://asomifperu.com/memoria/index.html>>

Azariadis, Costas (1975). "Implicit Contracts and Underemployment Equilibria". *Journal of Political Economy*, Volumen 83 (6). Diciembre 1975, p.1183-1202. The University of Chicago.

Banasik, John y Crook, Thomas (2003). "Sample Selection Bias in Credit Risk Models". *The Journal of the Operational Research Society*. Vol. 54 N° 8, pp. 822-832. Palgrave Macmillan Journals.

Bayli, Martin N. (1974). "Wages and employment under uncertain demand". *Review of Economic Studies*, Volumen 41 (1), 1974, p. 37-50, Oxford University Press.

Edelstien, Robert H. (1975). "Improving the Selection of Credit Risks: an Analysis of Commercial Bank Minority Lending Program". *The Journal of Finance*. Vol. 30 N° 1, pp. 37-55. Marzo de 1975.

Elizondo, Alan (2003). *Medición Integral del Riesgo de Crédito*. México D.F.: Limusa.

Freire, Alejandro; Vivar, Mayra; y Maldonado, Diego (2010). *Un nuevo enfoque para el análisis y calificación del sistema cooperativo ecuatoriano*. Quito: Banco Central de Ecuador.

Freixas, Xavier y Rochet, Jean Charles (1997). *Economía Bancaria*. Barcelona: Antoni Bosh Editor.

Gonzales Arbeláez, Ángela (2010). *Determinantes del Riesgo de Crédito Comercial en Colombia. Reporte de Estabilidad Financiera*. Bogotá: Banco de la República de Colombia.

Grossman, Sanford y Stiglitz, Joseph (1980). "On the impossibility of informationally efficient markets". *American Economic Review*, Volumen 70 (3), 1980, p. 393-408.

Hand, David J. y Henley, William (1997). "Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: a Review". *Journal of The Royal Statistical Society. Series A*.

Jorion, Phillippe (2009). *Valor en riesgo, el nuevo paradigma para el control de riesgos con derivados*. México D.F.: Limusa.

Katchova, Ani L. y Barry, Peter J.(2005). "Credit Risk Models and Agricultural Lending". *American Journal of Agricultural Economics*. Vol. 87 N° 1, pp. 194-205. Febrero de 2005.

Lara Rubio, Iván y Rayo Cantón, Salvador (2010). "Microfinanzas: un avance en la gestión del crédito". *Harvard Deusto Finanzas y Contabilidad*. N° 95, pp. 52-63. 2010.

Lara Rubio, Iván; Rayo Cantón, Salvador; y Camino Blasco, David (2010). "Un modelo *credit scoring* para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II". *Journal of economics, finance and administrative science*, pp. 89-116. Junio de 2010.

Ledgerwood, Joanna (1999). *Microfinance handbook: an institutional and financial perspective*. Washington: Banco Mundial.

Mankiw, N. Gregory (2007). *Principios de economía*. Cuarta edición. Madrid: Thomson.

Mayer, Colin (1988). "New issues in corporate finance". *European Economic Review*, 32(5), 167-83.

Merton, R. C. (1993). *Operation and regulation in financial intermediation: A functional perspective*. En: Englund, P. *Operation and regulation of financial markets*. Estocolmo: Economic Council. 1993.

Narayanan, Ajit (1998). "Revisable knowledge discovery in databases". *International Journal of Intelligent Systems*. Volumen 11 (2), p. 75-96.

Nicholson, Walter (1998). *Teoría microeconómica. Principios básicos y aplicaciones*. Madrid: Mc Graw-Hill Interamerica de España.

Pindyck, Robert S. y Rubinfeld, Daniel L. (1998) *Econometría, modelos y pronósticos*. Cuarta edición. México D.F.: McGraw-Hill.

Portocarrero, Felipe (2003). *Microfinanzas en el Perú: Experiencias y perspectivas*. Lima: Universidad del Pacífico.

Prado García, Alfredo (11 de agosto de 2011). *Diario Gestión*. Año 21, Número 6047. Artículo de opinión. Periódicos y Revistas Biblioteca Central UNMSM - Hemeroteca Fondo Moderno.

Revista G de Gestión (2010). Revista N° 1, diciembre de 2010. Lima: Editado por Revistas Amautas, Grupo El Comercio.

Saunders, Anthony y Allen, Linda (2002). *Credit Risk Measurement. New approaches to value at risk and another paradigmas*. Washington D.C.: John Wiley and Sons Inc.

Schreiner, Mark (2002). *Ventajas y desventajas del scoring estadístico para las microfinanzas*. Washington D.C.: Microfinance Risk Management and Center for Social Development.

Schreiner, Mark (2000). *La calificación estadística en las microfinanzas: ¿Podrá funcionar?* Washington D.C.: Microfinance Risk Management and Center for Social Development.

Schreiner, Mark (1999). *Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia*. Washington D.C.: Microfinance Risk Management and Center for Social Development.

Superintendencia de Banca y Seguros y AFP (2010). *Memoria anual*. Lima: SBS.

Westley, G. y Shafer, S. (1997) *Credit Union Policies and Performance in Latin America*. Washington D.C.: Interamerican Development Bank, Office of the Chief Economist. WP N° 335.

Zapata Arango, Diego A. (2009) *Caracterización de las variables determinantes del riesgo en el microcrédito rural*. Tesis para obtener el grado Magíster en Ingeniería Administrativa. Medellín: Universidad Nacional de Colombia.

Zárate, Héctor (2011). “Un millón de deudores se mantienen en alerta roja”. *Diario Gestión*. 17 de agosto de 2011. Fecha de consulta: 20/10/2011. <<http://gestion.pe/noticia/1044118/sentinel-millon-deudores-se-mantienen-alerta-roja>>.

Anexos

Anexo 1. Variables explicativas del modelo de regresión logística binaria

| Variables explicativas | Nomenclatura | Coefficiente | Prob. |
|--|--------------|--------------|--------|
| N° Créditos otorgados con anterioridad | EXP_ENT | -0,263273 | 0,0000 |
| Edad | EDAD | -0,019669 | 0,0019 |
| Estado civil | EST_CIV | -0,587864 | 0,0000 |
| Tipo de vivienda | TIP_VIV | 0,576386 | 0,0000 |
| Saldo deudor en el sistema financiero | SALDO_SF | -0,000290 | 0,0000 |
| Plazo del crédito | PLAZO | 0,129384 | 0,0000 |

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Anexo 2. Matriz de correlaciones del modelo de regresión logística binaria

| | EDAD | EST_CIV | N_CREDENT | PLAZO | SALDO_SF | TIP_VIV |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| EDAD | 1,000000 | 0,160603 | 0,262910 | 0,005006 | 0,108451 | -0,330362 |
| EST_CIV | 0,160603 | 1,000000 | 0,166897 | -0,028016 | 0,099409 | -0,225899 |
| N_CREDENT | 0,262910 | 0,166897 | 1,000000 | -0,037054 | 0,112357 | -0,183174 |
| PLAZO | 0,005006 | -0,028016 | -0,037054 | 1,000000 | 0,176941 | 0,007319 |
| SALDO_SF | 0,108451 | 0,099409 | 0,112357 | 0,176941 | 1,000000 | -0,090545 |
| TIP_VIV | -0,330362 | -0,225899 | -0,183174 | 0,007319 | -0,090545 | 1,000000 |

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Anexo 3. Resultados del modelo de regresión logística binaria

| Variables | Datos |
|-----------------------------|-------------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,42 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|----------|
| PLAZO | 18 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,61 |
| Incremento/ reducción de riesgo | 0,19 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|----------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 1 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,62 |
| Incremento/ reducción de riesgo | 0,20 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|----------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 40 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,37 |
| Incremento/ reducción de riesgo | -0,05 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|----------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 2 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,70 |
| Incremento/ reducción de riesgo | 0,28 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|-------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 0,00 |
| EST_CIV | 0 |
| Prob. incumplimiento | 0,76 |
| Incremento/ reducción de riesgo | 0,33 |

| Variables | Datos |
|---------------------------------|----------|
| PLAZO | 12 |
| N_CREDENT | 4 |
| EDAD | 30 |
| TIP_VIV | 0 |
| SALDO_SF | 5.000,00 |
| EST_CIV | 1 |
| Prob. incumplimiento | 0,29 |
| Incremento/ reducción de riesgo | -0,13 |

Fuente: Modelo de regresión logística binaria. Eviews. Elaboración propia 2011.

Anexo 4. Nueva clasificación de créditos en el sistema financiero peruano

| Clasificación | Ventas anuales (1) | Endeudamiento sistema financiero |
|---------------------------|---------------------|----------------------------------|
| Corporativo | > S/.200.000.000 | - |
| Grandes empresas | > S/.20.000.000 | - |
| Mediana empresa | <= S/.20.000.000 | > S/.300.000 (2) |
| Pequeña empresa | - | > S/.20.000 |
| Microempresa | - | <= S/.20.000 |
| Hipotecario | Destino del crédito | Destino del crédito |
| Consumo revolvente (3) | Destino del crédito | Destino del crédito |
| Consumo no revolvente (3) | Destino del crédito | Destino del crédito |

(1) Ventas anuales en los dos últimos años consecutivos.

(2) Endeudamiento en el SF en los últimos 6 meses consecutivos.

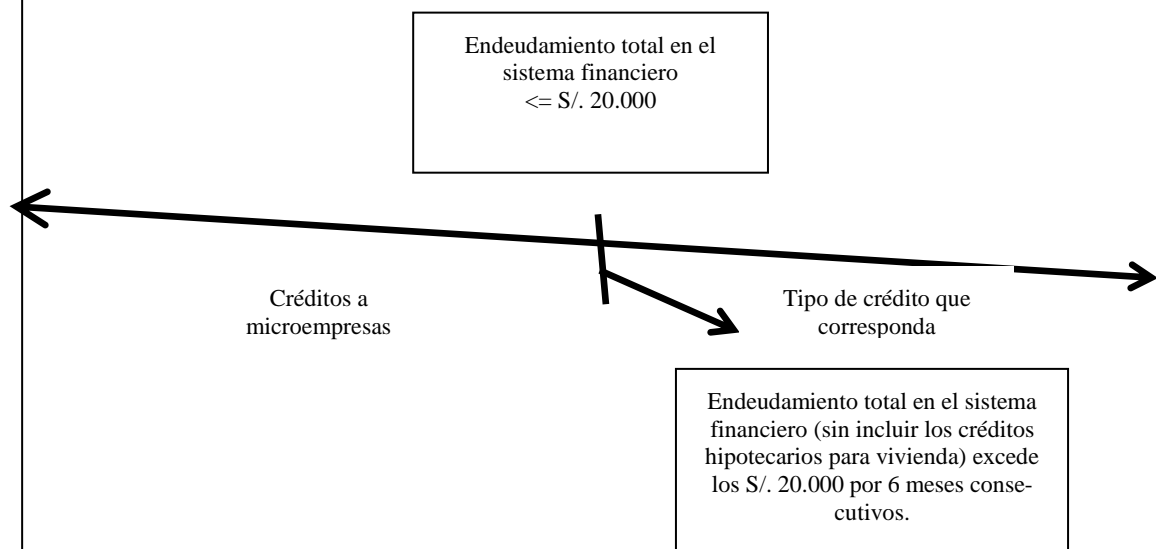
(3) Solo si el cliente tiene un crédito pequeña empresa o microempresa y su endeudamiento es mayor a S/. 300.000 por seis meses consecutivos, se reclasifica a mediana empresa.

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

Anexo 5. Créditos a microempresa: definición SBS

DEFINICIÓN SEGÚN SBS

- * Son aquellos créditos otorgados a personas naturales o jurídicas.
- * Son aquellos créditos destinados a financiar actividades de producción, comercialización o prestación de servicios.
- * Cuyo endeudamiento total en el sistema financiero (sin incluir los créditos hipotecarios para vivienda) es menor o igual a S/. 20.000 en los últimos seis (6) meses.
- * Si posteriormente, el endeudamiento total del deudor en el sistema financiero (sin incluir los créditos hipotecarios para vivienda) excediese los S/. 20.000 por seis (6) meses consecutivos, los créditos deberán ser reclasificados al tipo de crédito que corresponda, según el nivel de endeudamiento.



Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

Anexo 6. Categorías de la clasificación crediticia en el sistema financiero peruano

| Categoría de riesgo | Días de atraso | | | | | | | |
|---------------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|------------------|--------------------|-----------------------|----------------------------|
| | Corporativos | Grandes empresas | Medianas empresas | Pequeñas empresas | Microempresas | Consumo revolvente | Consumo no revolvente | Hipotecarios para vivienda |
| Normal | Hasta 15 días | Hasta 15 días | Hasta 15 días | Hasta 8 días | Hasta 8 días | Hasta 8 días | Hasta 8 días | Hasta 30 días |
| Con problemas potenciales | De 16 a 60 días | De 16 a 60 días | De 16 a 60 días | De 9 a 30 días | De 9 a 30 días | De 9 a 30 días | De 9 a 30 días | De 31 a 60 días |
| Deficiente | De 61 a 120 días | De 61 a 120 días | De 61 a 120 días | De 31 a 60 días | De 31 a 60 días | De 31 a 60 días | De 31 a 60 días | De 61 a 120 días |
| Dudoso | De 121 a 365 días | De 121 a 365 días | De 121 a 365 días | De 61 a 120 días | De 61 a 120 días | De 61 a 120 días | De 61 a 120 días | De 121 a 365 días |
| Pérdida | Mayor a 365 días | Mayor a 365 días | Mayor a 365 días | Mayor a 120 días | Mayor a 120 días | Mayor a 120 días | Mayor a 120 días | Mayor a 365 días |

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

Anexo 7. Criterios asignados en cada una de las categorías para un crédito categoría microempresa

| | |
|----------------|--|
| Normal (0) | Si el deudor es clasificado en categoría normal (0), significa que presenta una situación financiera líquida, bajo nivel de endeudamiento patrimonial y adecuada estructura de este con relación a su capacidad de generar utilidades, cumple puntualmente con el pago de sus obligaciones, entendiéndose que el cliente los cancela sin necesidad de recurrir a nueva financiación directa o indirecta de la empresa. |
| CPP (1) | Si la clasificación está en la categoría con problemas potenciales (1), esto significa que el deudor presenta una buena situación financiera y de rentabilidad, moderado endeudamiento patrimonial y adecuado flujo de caja para el pago del capital e intereses. Los flujos de fondos del deudor tienden a debilitarse y se presentan incumplimientos ocasionales y reducidos que no exceden los 30 días. |
| Deficiente (2) | Si es clasificado en categoría deficiente (2), esto quiere decir que el deudor presenta una situación financiera débil y un nivel de flujo de fondos que no le permite atender el pago de la totalidad del capital y de los intereses de las deudas, pudiendo cubrir solo estos últimos y además presenta incumplimientos mayores a 60 días y que no excedan los 120 días. |
| Dudoso (3) | La categoría dudoso (3), significa que el flujo de caja del deudor es insuficiente, no alcanzando para pagar ni capital ni intereses, presentando una situación financiera crítica y muy alto nivel de endeudamiento, con incumplimientos mayores a 60 días y que no exceden de 120 días. |
| Pérdida (4) | Si la clasificación es considerada en categoría pérdida (4), esto quiere decir que el flujo de caja no cubre los costos de producción. El deudor ha suspendido sus pagos, siendo posible que incumpla eventuales acuerdos de reestructuración. Además, se encuentra en estado de insolvencia decretada o está obligado a vender activos importantes, presentando incumplimientos mayores a 120 días. |

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

Anexo 8. Tasas mínimas de provisión para créditos con categoría mayor a la normal

| Categorías de riesgo | % Provisión para créditos sin garantía | % Provisión para créditos con garantía preferida | % Provisión para créditos con garantía preferida de rápida realización |
|----------------------|--|--|--|
| Problema potencial | 5% | 2,5% | 1,25% |
| Deficiente | 25% | 12,5% | 6,25% |
| Dudoso | 60% | 30% | 15% |
| Pérdida | 100% | 60% | 30% |

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

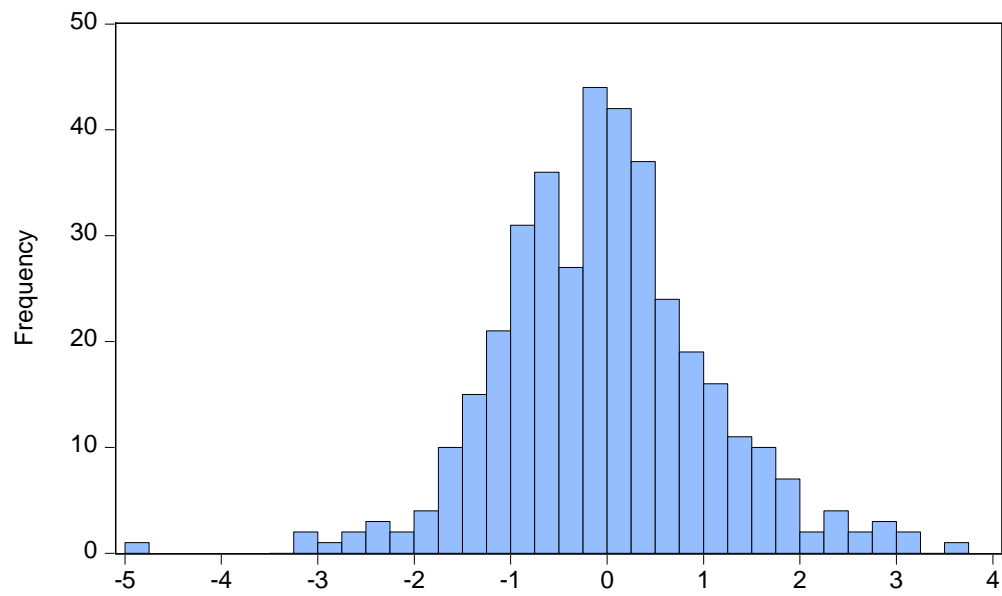
Anexo 9. Provisión para créditos vencidos

| Clasificación | Días de atraso | Provisión |
|-----------------------|----------------|-----------------------|
| Corporativo | 16 | Todo capital |
| Grandes empresas | 16 | Todo capital |
| Mediana empresas | 16 | Todo capital |
| Pequeña empresa | 31 | Todo capital |
| Microempresa | 31 | Todo capital |
| Hipotecario | 91 | Capital total vencido |
| Consumo revolvente | 91 | Capital total vencido |
| Consumo no revolvente | 91 | Capital total vencido |

Fuente: Superintendencia de Banca, Seguros y AFP del Perú. Elaboración propia 2011.

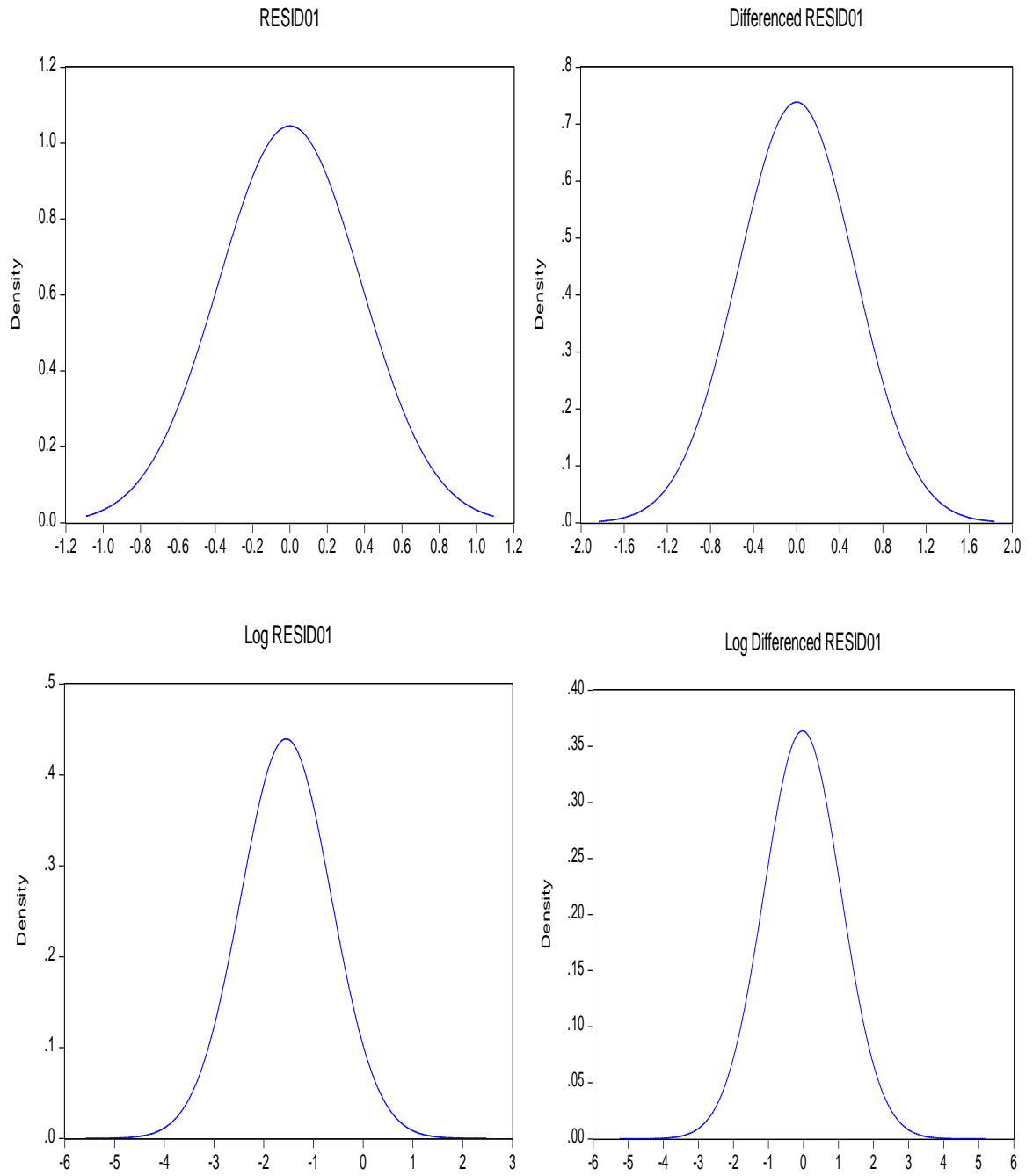
Anexo 10. Distribución de frecuencia de los residuos

Log Differenced RESID01



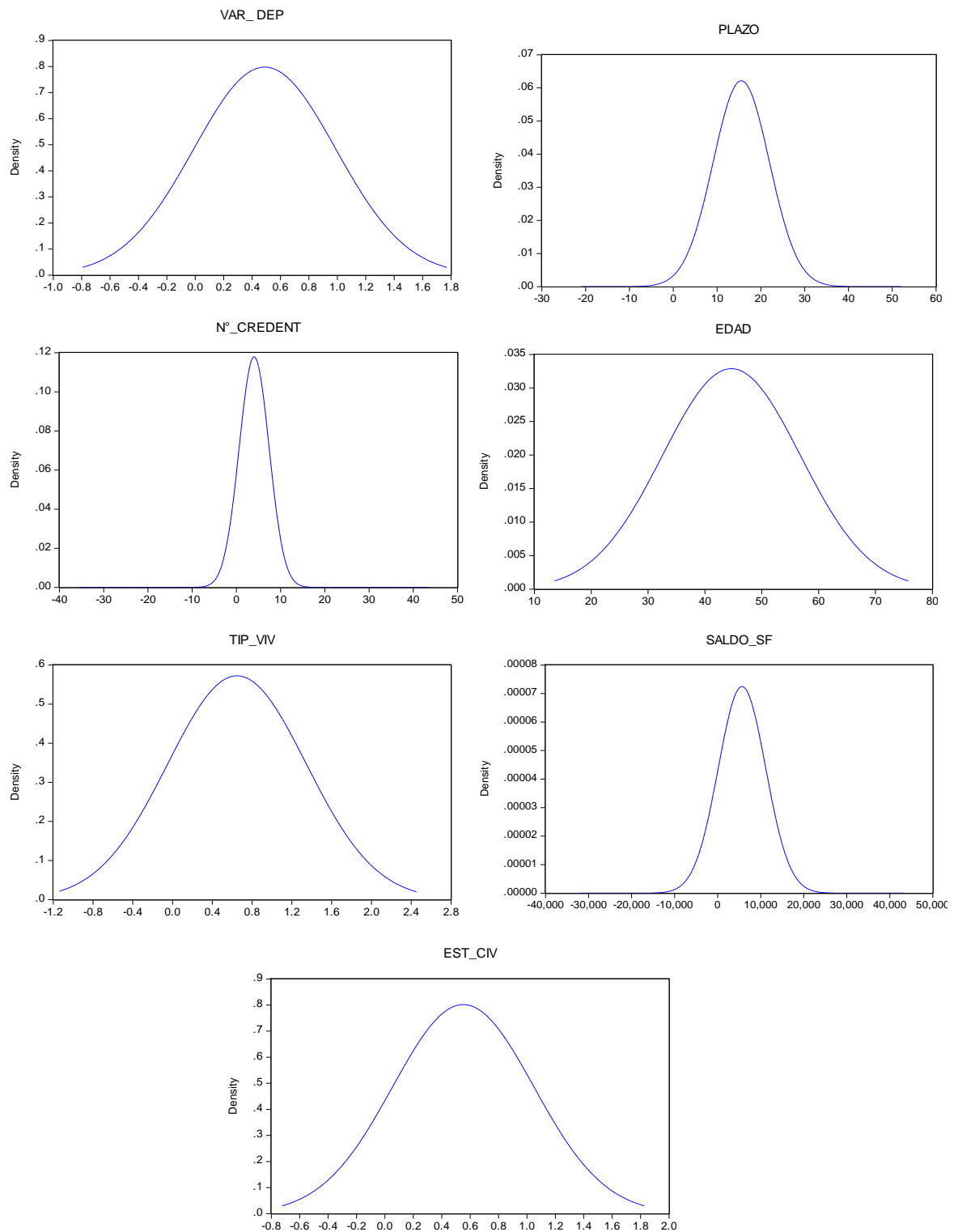
Fuente: Modelo de regresión logística binaria Eviews. Elaboración propia 2011.

Anexo 11. Distribución teórica de los residuos



Fuente: Modelo de regresión logística binaria Eviews. Elaboración propia 2011.

Anexo 12. Distribución teórica de las variables del modelo



Fuente: Modelo de regresión logística binaria Eviews. Elaboración propia 2011.

Notas biográficas

María Milagros Calixto Salazar

Peruana, nacida en 1978. Economista por la Universidad Nacional Mayor de San Marcos (Tercio Superior). Con más de 7 años de experiencia en el sector financiero.

Se ha desempeñado como asesora de negocios, siendo su función la prospección, evaluación y aprobación de créditos, siendo responsable de la gestión de una cartera de créditos. A la fecha se desempeña como Gerente de Agencia en MiBanco - Banco de la Microempresa. También ha participado y colaborado en el estudio, ejecución, implementación y el seguimiento de proyectos de mucha importancia dentro de la institución, proyectos que contribuyen al liderazgo de MiBanco en las microfinanzas.

Luis Felipe Casaverde Carranza

Peruano, nacido en 1976. Economista por la Universidad Nacional Mayor de San Marcos (Tercio Superior).

Trabajó como Analista Económico Júnior en la consultora Maximixe y se desempeñó como Analista de Negocios y Riesgos Crediticios en Dun & Bradstreet (Perú). Desde hace seis años trabaja en la Caja Municipal de Ahorro y Crédito de Piura, en la cual se desempeñó como Sectorista de Créditos, desempeñando en la actualidad el cargo de Sub-Jefe de Créditos. Es responsable del análisis y aprobación de las diferentes propuestas de créditos de pequeña y mediana empresa, además de realizar el seguimiento y control de los niveles de morosidad de las agencias a su cargo.