

**PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL ECUADOR
FACULTAD DE ECONOMÍA**

**DISERTACIÓN DE GRADO
PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ECONOMISTA**

**EL MICROCRÉDITO Y LA CALIFICACIÓN ESTADÍSTICA: EL CASO PRÁCTICO DE
UNA ONG ESPECIALIZADA QUE LABORA EN ECUADOR, PERÍODO 2007 – 2008**

LUIS FELIPE GUEVARA URQUIZO

ABRIL 2009

QUITO – ECUADOR

DEDICATORIA

“A mis padres Luis y Clemencia, a mis hermanos Luis, Fanny, Franklin y Juan Carlos, a mi tía Carmelita y a mi cuñado Alex; por ser quienes con su apoyo incondicional, cariño y ejemplo me han enseñado que con esfuerzo, sencillez y alegría se puede trascender en la vida.”

AGRADECIMIENTO

En primera instancia le agradezco a Dios por la salud, la vida y la oportunidad de estudiar.

A mi madre, a mi enamorada Carolina y a mis amigos Andrés, Diego, Esteban y Hugo por constituirse en el soporte emocional a lo largo de toda mi carrera.

A mi director de tesis Eco. Roberto Andrade por la motivación y el apoyo proporcionado, a mis profesores de la Facultad de Economía y a todos quienes de una u otra forma contribuyeron en mi formación profesional.

Finalmente, mi gratitud al Dr. José Antonio Lanusse por su apertura y comprensión como jefe y también por facilitar desinteresadamente la información referente a su institución, la cual se estableció en el insumo principal de esta tesis.

PRÓLOGO

Con el pasar del tiempo y a la luz de experiencias exitosas como Prodem y Cajas los Andes en Bolivia, Acción en Perú y Corposol en Colombia, los programas de microfinanzas y en especial de microcrédito se han visto en la necesidad de profesionalizar su accionar con el objetivo de mantener su servicio, masificar su impacto y ampliar su cobertura; entendiendo así que pese a la originalidad de sus metodologías y al altruismo de su enfoque inicial, su labor se inserta dentro de la dinámica del sistema financiero. Esta condición revela que las microfinanzas y a su vez el microcrédito tienden a expandir y democratizar las bondades que la intermediación financiera desencadena en la economía, con la responsabilidad intrínseca que esto conlleva.

Acorde con la perspectiva citada, la presente disertación mediante el análisis de caso del programa de microfinanzas de una ONG especializada busca verificar empíricamente la viabilidad y los beneficios que la implementación de la calificación estadística puede desatar en la mitigación del riesgo crediticio y con ello en la sostenibilidad de una institución de estas características.

Delineando la estructura de la disertación, el Capítulo I presenta de manera introductoria los antecedentes, la delimitación del problema, la metodología utilizada, la justificación y el planteamiento del problema que incluye las preguntas de investigación, hipótesis y objetivos a verificarse y cumplirse durante el desarrollo de la investigación.

El Capítulo II expone a manera de marco teórico la importancia de la intermediación financiera dentro de la dinámica económica, el esquema de funcionamiento de las microfinanzas y en especial del microcrédito y finalmente el manejo de riesgos a nivel financiero, de entre los que se analiza puntualmente el riesgo de crédito.

El Capítulo III aborda tanto desde una perspectiva teórica como a la luz de experiencias exitosas, el alcance y viabilidad de la calificación estadística dentro del ámbito de las microfinanzas, citando explícitamente sus diferencias, ventajas, desventajas y beneficios asociados.

El Capítulo IV evalúa específicamente el programa de microfinanzas de la ONG considerada como caso de estudio, con la finalidad de demostrar por una parte que su labor se enmarca dentro del esquema de funcionamiento de las entidades especializadas en el ramo y por otra identificar algunos focos de riesgo crediticio sobre los cuales trabajará el modelo de calificación estadística.

El Capítulo V comparte inicialmente el marco metodológico y conceptual requerido para la realización de un modelo de *credit scoring* bajo la metodología logística binaria y posteriormente muestra la construcción e interpretación de las componentes de un modelo de score diseñado a partir de la información de los clientes urbanos de la ONG considerada como caso de estudio.

Finalmente, el Capítulo VI expone los resultados encontrados a lo largo de la investigación, la validación de la hipótesis de trabajo y las conclusiones y recomendaciones alcanzadas.

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO I.- INTRODUCCIÓN.	1
1.1. ANTECEDENTES.	1
1.1.1. Origen e importancia de las microfinanzas.	1
1.1.2. El rol de las ONGs microfinancieras.	2
1.1.3. El manejo del riesgo de crédito en instituciones de microfinanzas.	2
1.2. DELIMITACIÓN.	4
1.3. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN.	4
1.4. HIPÓTESIS DE TRABAJO.	4
1.5. OBJETIVOS.	4
1.5.1. General.	4
1.5.2. Específicos.	5
1.6. VARIABLES E INDICADORES.	5
1.7. METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN.	7
1.7.1. Tipo de investigación.	7
1.7.2. Métodos de investigación.	7
1.7.3. Fuentes de información.	7
1.7.4. Procedimiento metodológico.	7
1.8. JUSTIFICACIÓN.	8
CAPÍTULO II.- MARCO TEÓRICO.	10
2.1. LA IMPORTANCIA DE LA INTERMEDIACIÓN FINANCIERA.	10
2.1.1. La función de producción y la productividad marginal del capital.	10
2.1.2. Relación entre sistema financiero y crecimiento económico.	12
2.2. LAS MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO.	13
2.2.1. Orientación y definición del servicio.	13
2.2.2. El modelo de microfinanzas.	15
2.2.3. La metodología de crédito individual.	16
2.2.4. Condiciones que requiere el oferente microfinanciero.	18
2.3. RIESGOS FINANCIEROS.	19
2.3.1. El riesgo de crédito y su manejo.	21
2.4. EL CREDIT SCORING.	24
2.5. ARGUMENTO.	26
2.6. EVALUACIÓN DEL MARCO TEÓRICO.	27
CAPÍTULO III.- LA ADAPTACIÓN DEL SCORING ESTADÍSTICO AL MICROCRÉDITO.	28
3.1. PRINCIPALES CONSIDERACIONES DE LA CALIFICACIÓN ESTADÍSTICA EN EL MICROCRÉDITO.	28
3.1.1. Alcance y diferencias respecto al segmento de consumo.	28

3.1.2.	Particularidades y requerimientos del proceso de implementación.	31
3.2.	VENTAJAS DEL SCORING ESTADÍSTICO.	34
3.3.	DESVENTAJAS DEL SCORING ESTADÍSTICO.	36
3.4.	BENEFICIOS DEL SCORING ESTADÍSTICO.	38

CAPÍTULO IV.- EL PROGRAMA DE MICROFINANZAS DE UNA ONG ESPECIALIZADA QUE LABORA EN ECUADOR 40

4.1.	LAS ONGs MICROFINANCIERAS EN EL ECUADOR: BREVE CONTEXTUALIZACIÓN DEL SECTOR.	40
4.1.1.	Orígenes y orientación.	40
4.1.2.	Participación e incidencia de mercado.	41
4.2.	EL PROGRAMA DE MICROFINANZAS DE UNA ONG ESPECIALIZADA QUE LABORA EN ECUADOR.	42
4.2.1.	Perfil institucional.	42
4.2.2.	Focalización de mercado.	44
4.2.3.	Cartera de créditos.	46
4.2.4.	Parámetros de funcionamiento microfinanciero.	50

CAPÍTULO V.- MODELO DE SCORING PARA CLIENTES URBANOS: EL CASO DE UNA ONG ESPECIALIZADA EN MICROCRÉDITO. 55

5.1.	MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO.	55
5.1.1.	Consideraciones preliminares.	55
5.1.2.	Definición de la variable discriminante.	55
5.1.3.	Análisis y estructura de la base de datos.	55
5.1.4.	Selección de la técnica estadística a utilizar.	57
5.1.5.	Selección de muestras.	61
5.1.6.	Selección de variables que ingresarán a la estimación del modelo.	62
5.1.7.	Selección y validación del modelo.	62
5.1.8.	Prueba del modelo con muestra de verificación (back testing).	66
5.2.	DESARROLLO DEL MODELO DE SCORING.	67
5.2.1.	Variable discriminante.	67
5.2.2.	Análisis estructural de variables explicativas y contraste con respecto a la variable discriminante.	67
5.2.3.	Muestras.	93
5.2.4.	Variables consideradas inicialmente.	93
5.2.5.	Resumen de casos procesados.	95
5.2.6.	Codificación de variables utilizadas.	95
5.2.7.	Validación e interpretación de variables del modelo.	96
5.2.8.	Ecuación del modelo.	99
5.2.9.	Validación global del modelo.	99
5.2.10.	Desempeño del scoring y distribución de calificaciones.	101
5.2.11.	Back testing del modelo.	103

CAPÍTULO VI.- RESULTADOS, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.	105
6.1. RESULTADOS.	105
6.1.1. Validación de hipótesis.	105
6.2. CONCLUSIONES.	109
6.3. RECOMENDACIONES.	111
BIBLIOGRAFÍA.	113

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1	Modelo de microfinanzas.....	15
Gráfico 2	RFR: Distribución de clientes activos (diciembre 2008).....	41
Gráfico 3	RFR: Saldo promedio por prestatario.....	42
Gráfico 4	ONG: Distribución de clientes activos a diciembre 2008 (Nº1).....	44
Gráfico 5	ONG: Distribución de clientes activos a diciembre 2008 (Nº2).....	45
Gráfico 6	ONG: Evolución de cartera activa.....	46
Gráfico 7	ONG: Evolución de cartera activa según agencias.....	47
Gráfico 8	ONG: Colocación efectiva anual.....	47
Gráfico 9	ONG: Focos de riesgo crediticio - Participaciones según agencia y Producto.....	50
Gráfico 10	ONG: Indicadores de sostenibilidad y rentabilidad.....	53
Gráfico 11	Tipo de cliente según género.....	68
Gráfico 12	Tipo de cliente según rango de edad.....	70
Gráfico 13	Tipo de cliente según nivel de instrucción.....	72
Gráfico 14	Tipo de cliente según estado civil.....	74
Gráfico 15	Tipo de cliente según actividad económica.....	76
Gráfico 16	Tipo de cliente según rango de ingreso familiar.....	78
Gráfico 17	Tipo de cliente según agencia	79
Gráfico 18	Tipo de cliente según nº de operación crediticia de ntro de la ONG.....	81
Gráfico 19	Tipo de cliente según monto de concesión.....	83
Gráfico 20	Tipo de cliente según producto.....	85
Gráfico 21	Tipo de cliente según periodicidad de pago.....	86
Gráfico 22	Tipo de cliente según mes de concesión.....	88
Gráfico 23	Tipo de cliente según plazo de concesión.....	89
Gráfico 24	Tipo de cliente según peor calificación histórica.....	91
Gráfico 25	Tipo de cliente según nº de inst. adic. SFR.....	93
Gráfico 26	Distribución de calificaciones.....	102
Gráfico 27	Prueba de Kolmogorov – Smirnov (K-S)(modelo).....	102
Gráfico 28	Prueba de Kolmogorov – Smirnov (K-S) (<i>back testing</i>).....	103

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	ONG: Indicadores de calidad de cartera.....	48
Tabla 2	SFR y ONG: Índices de morosidad (riesgo > 5 días).....	49
Tabla 3	ONG: Indicadores de calidad de cartera según agencia.....	49
Tabla 4	ONG: Gestión de activos y pasivos.....	51
Tabla 5	ONG: Indicadores de productividad y eficiencia.....	51
Tabla 6	Parámetros de referencia en cuanto a productividad y eficiencia.....	52
Tabla 7	Ejemplo: Variables <i>dummy</i> creadas para una variable de tres categorías.....	60
Tabla 8	Ejemplo: Tabla de Clasificación.....	64
Tabla 9	Análisis de frecuencia: variable nominal género.....	68
Tabla 10	Análisis de frecuencia: variable escalar rango de edad.....	69
Tabla 11	Análisis de frecuencia: variable nominal nivel de instrucción.....	71
Tabla 12	Análisis de frecuencia: variable nominal estado civil.....	73
Tabla 13	Análisis de frecuencia: variable nominal actividad económica.....	75
Tabla 14	Análisis de frecuencia: variable escalar rango de ingreso familiar.....	77
Tabla 15	Análisis de frecuencia: variable nominal agencia.....	79
Tabla 16	Análisis de frecuencia: variable escalar n° de oper. crediticia en la ONG.....	80
Tabla 17	Análisis de frecuencia: variable escalar rango monto de concesión....	82
Tabla 18	Análisis de frecuencia: variable nominal producto.....	84
Tabla 19	Análisis de frecuencia: variable nominal periodicidad de pago.....	85
Tabla 20	Análisis de frecuencia: variable nominal mes de concesión.....	87
Tabla 21	Análisis de frecuencia: variable escalar rango plazo de concesión....	89
Tabla 22	Análisis de frecuencia: variable ordinal peor calificación histórica.....	90
Tabla 23	Análisis de frecuencia: variable nominal n° de inst. adic. SFR.....	92
Tabla 24	Variables explicativas en el modelo inicial.....	94
Tabla 25	Resumen de casos procesados.....	95
Tabla 26	Codificación variable dependiente.....	95
Tabla 27	Codificación variables categóricas.....	96
Tabla 28	Variables en la ecuación.....	97
Tabla 29	Sumario del modelo.....	100
Tabla 30	Test global de los coeficientes del modelo.....	100
Tabla 31	Tabla de clasificación (modelo).....	101
Tabla 32	Desempeño del scoring desarrollado.....	101
Tabla 33	Tabla de clasificación (<i>back testing</i>).....	103

ABREVIATURAS Y SIGLAS

CGAP	Consultative Group to Assist the Poor (Grupo Consultivo para asistencia a los más pobres)
COACs	Cooperativas de Ahorro y Crédito
IFIs	Instituciones Financieras
IMFs	Instituciones Microfinancieras
MIX	Microfinance Information Exchange
MCS	Microcredit Summit
ONGs	Organizaciones no Gubernamentales
OR	Índice de Oportunidad Relativa
PNB	Producto Nacional Bruto
RFR	Red Financiera Rural
SBS	Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador
SFR	Sistema Financiero Regulado por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador
SIAG	Sistema de Apoyo Gerencial (RFR's Management Support System)
SISCE	Sistema de Información y Administración de Cartera – ONG analizada

GLOSARIO

Cartera de créditos: Es el conjunto de obligaciones financieras entregadas en favor de terceros, y sobre las cuales el tenedor se reserva el derecho de hacerlas cumplir conforme a las cláusulas estipuladas en el contrato de emisión.

Cartera en riesgo: Es aquella cartera de créditos que tiene mayor probabilidad de no ser recuperada. Puntualmente, está conformada por la cartera vencida y por la cartera que no devenga intereses.

Cartera castigada: Es aquella cartera de créditos que ha sido retirada del balance contable por considerarse irrecuperable.

Coefficiente de determinación: Es el cuadrado del coeficiente de correlación. Expresa la porción de la variable dependiente explicada por la o las variables independientes.

Comité de crédito: Es un cuerpo colegiado que decide sobre la conveniencia o no de otorgar un crédito.

Credit scoring: Es una herramienta estadística que otorga una calificación de riesgo, en función de una probabilidad alimentada por un conjunto de factores y de comportamientos históricos.

Distribución de frecuencias: Es la agrupación de datos en categorías mutuamente excluyentes que indican el número de observaciones en cada categoría.

Estadístico: Es una variable aleatoria que se define a partir de una muestra definida de variables de este tipo.

Índice de pobreza por consumo: Es el número de personas pobres expresado como porcentaje de la población total durante un período dado. Se consideran pobres aquellas personas que forman parte de hogares cuyo consumo per cápita es inferior al valor de la línea de pobreza o al costo de una canasta básica de bienes y servicios por persona en un período.

Periodicidad de pago: Es el espacio temporal existente entre la cancelación de cuotas de un crédito.

Ratios *odds*: También conocidos como índices de oportunidad relativa, refieren el cociente entre la probabilidad de poseer una característica y la de no poseerla.

Segmento de subsistencia: Es aquel segmento de mercado integrado por microempresarios que mantienen un bajo capital de trabajo, un bajo nivel de inventarios, que no acceden a líneas de financiamiento, que direccionan sus ingresos al consumo, que presentan escaso ahorro e inversión y que carecen de bienes inmuebles.

Segmento de acumulación simple: Es aquel segmento de mercado integrado por microempresarios que manejan negocios con hasta diez (10) empleados, en los que la actividad desempeñada se constituye en la principal fuente de ingresos familiar. Adicionalmente, presentan baja liquidez, canalizan sus excedentes al consumo, reposición de inventarios, inversión y ahorro, compran y venden tanto al contado como a crédito y poseen casa propia.

Variable *dummy*: También conocida como variable ficticia, es una variable medida de forma no métrica que asume la condición de métrica al adoptar los valores "0" o "1" para indicar ausencia o presencia de una característica en particular.

Variable dependiente: Es aquella en la que sus valores están determinados por los que asuman otras variables.

Variable independiente: Es aquella cuya variación en sus valores determina cambios en otra u otras variables.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

1.1. ANTECEDENTES

1.1.1. Origen e importancia de las microfinanzas

A partir de los años 70, en los cuales un economista hindú llamado Mohamed Yunus, bajo la premisa de que *“La pobreza no es un problema personal debido a la flojera o a la falta de inteligencia, sino a un fenómeno estructural de falta de capital, que impide a los pobres ahorrar y por ende invertir en actividades que mejoren sus condiciones”*¹, implementó con éxito en su país Bangladesh un mecanismo de micro financiamiento, que buscaba combatir la pobreza de una población que experimentaba en carne propia los efectos de una hambruna generalizada²; las microfinanzas se han consolidado como una herramienta efectiva de mitigación de la pobreza de corte endógeno, ya que partiendo de un enfoque microeconómico³ que impulsa la bancarización de pequeñas unidades productivas, generan un efecto positivo a nivel agregado, en tanto incorporan a la dinámica económica a sectores históricamente marginados de la sociedad, con lo cual se eleva la probabilidad de un desarrollo económico y humano más equitativo.

Es así que el crédito micro se ha convertido en un instrumento de política pública, que sustituyendo a estrategias ineficientes de profundización financiera como las implementadas con la banca de desarrollo en un enfoque asistencialista (servicio subsidiado), ha conseguido potenciar las condiciones de vida de los sectores menos favorecidos, basando su funcionamiento en dos planteamientos básicos; por una parte, la sustentabilidad financiera que garantiza la recuperación de costos y la búsqueda de rentabilidad, y por otra, la masividad de operaciones que permite diluir costos y maximizar el nivel de cobertura⁴.

¹ BANCA FÁCIL, *El banquero de los 10 pesos*, <http://www.bancafacil.cl/bancafacil/servelet/Contenido?indice=1.2&idPublicacion=4000000000000107&idCategoria=5>, Acceso: 28 de junio, 2008, 18h00.

² Id.

³ Véase FREIXAS, Xavier y ROCHET, Jean Charles, *The Microeconomics of Banking*, y MUNGARY Alejandro y RAMÍREZ, Martín, coordinadores, *Lecciones de Microeconomía para microempresas*, PORRÚA, Miguel Ángel, México, 2004.

⁴ ESQUIVEL, Horacio y HERNÁNDEZ, Ulises, *Metodología de medición de impacto en microfinanzas rurales*, www.sra.gob.mx/internet/agronuevo/num14/HoracioEsquivel.pdf, p. 95, Acceso: 24 de junio, 2008, 14h00.

Según estimaciones de Microcredit Summit (MCS) correspondientes al año 2007, los usuarios de microcrédito a nivel mundial alcanzarían los 133 millones, con un 69.92% (93 millones) calificado como pobre⁵. La atención de este importante nivel de beneficiarios no hubiera sido posible de no ser por la intervención de una diversa gama de oferentes, que conformada de manera general por ONGs, cooperativas de ahorro y crédito, sociedades financieras, bancos especializados, banca múltiple y otros; ha implementado variadas metodologías crediticias (individual, grupal, bancos comunales, etc.) con el afán de adaptar de mejor manera el producto financiero a las necesidades específicas de la demanda, bajo un esquema de minimización del riesgo asociado a la actividad.

1.1.2. El Rol de las ONGs microfinancieras

Las ONGs microfinancieras a lo largo del tiempo se han constituido como entidades especializadas en el otorgamiento de servicios financieros a los microempresarios de subsistencia y de acumulación simple. Testimonio de lo expuesto es la reducida magnitud del saldo promedio de cartera de sus créditos (\$ 461), comparado con los presentados por bancos (\$ 1,592) y cooperativas de ahorro y crédito (\$ 1,336)⁶.

El gran desafío al que se enfrentan este tipo de organizaciones, es el de mantener su presencia en el mercado, bajo estructuras de funcionamiento productivas y eficientes, que faciliten la saludable aplicación de economías de escala⁷. No obstante, este paradigma de operación implica la superación de algunas debilidades como: la baja capacidad gerencial, el escaso manejo de riesgos, el débil control interno y la limitada capacidad de fondeo⁸.

1.1.3. El manejo del riesgo de crédito en instituciones de microfinanzas

Dentro del manejo adecuado de riesgos, la mitigación del riesgo de crédito toma particular importancia, ya que finalmente, del cumplimiento de pago de los clientes y en consecuencia de la oportuna recuperación de cartera,

⁵ CGAP (Advancing financial access for the world's poor), *Global estimates*, <http://www.cgap.org/p/site/c/template.rc/1.11.1792>, Acceso: 29 de junio, 2008, 12h00.

⁶ MICROFINANCE INFORMATION EXCHANGE, INC. (MIX), *Benchmarks Regionales – América Latina y el Caribe*, 2007.

⁷ CRUZ DELGADO, Naldy, *El papel de las ONG's en el futuro de las Microfinanzas*, http://www.iadb.org/sds/FOROMIC/IXforo/Material/es_delgado_s.pdf, Acceso: 20 de agosto de 2008, 18h00.

⁸ Id.

depende la sostenibilidad de largo plazo de una institución dedicada a las microfinanzas. Adicionalmente, no son pocas las experiencias de extinción de entidades, por el desencadenamiento de crisis de reembolso, que pudieron ser detectadas y atendidas a tiempo⁹.

Si bien el análisis personalizado que realiza el oficial de crédito, en lo referente al flujo de caja y a las características personales del microempresario, sumado a una correcta aplicación de la metodología crediticia, constituyen los pilares fundamentales para el administración efectiva del riesgo de crédito¹⁰; el rápido crecimiento de las entidades del ramo, requiere de herramientas complementarias que permitan mejorar las evaluaciones de crédito, optimizar el tiempo de los oficiales de crédito y finalmente reducir costos de monitoreo y seguimiento.

Según algunos autores, “el *scoring estadístico* encierra una gran promesa como complemento del trabajo de los oficiales de crédito en microfinanzas”¹¹; al ser un mecanismo explícito y cuantitativo de evaluación del riesgo de no pago, que utiliza la experiencia y el conocimiento de toda la institución. Sin embargo, su aplicación requiere de un tratamiento especial, ya que a diferencia del segmento de consumo, donde generalmente es utilizado, la tipología del cliente micro es la de un trabajador independiente de bajos recursos económicos, que no necesariamente presenta un historial documentado¹².

Por tanto, el conocimiento pleno del entorno del microempresario, del mercado microfinanciero, de la institución y sus prácticas; condensan un bagaje de información adicional, que influye decisivamente en el diseño adecuado de una herramienta de *credit scoring*.

Finalmente, según Mark Schreiner, el manejo de modelos de calificación estadística, constituye el siguiente salto en eficiencia dentro de las innovaciones en microfinanzas¹³.

⁹ CGAP, *Cuantificación de la Morosidad en los Microcréditos*, Estudios Especiales, nota 3, diciembre 1999, p.2.

¹⁰ FARDELLA Pedro, *Funcionamiento exitoso de instituciones dedicadas a microfinanzas*, entrevista, consultor en microfinanzas LOCFUND, Quito, 02 de julio del 2008.

¹¹ SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, BID, Microempresa – Informe de avances N°2, vol. 8, diciembre 2005, p.1-2.

¹² Id.

¹³ SCHREINER Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, Microfinance Risk Management and Center for Social Development Washington University in St. Louis, septiembre 2002, p.2,

1.2. DELIMITACIÓN

La presente disertación comprende la justificación teórica del uso de la calificación estadística dentro del segmento de microcrédito desde el aporte de autores varios, la evaluación del programa de microfinanzas de una ONG especializada que opera a través de sus agencias en las ciudades de Quito, Santo Domingo de los Colorados, Riobamba, Ambato y Pelileo entre los años 2007 y 2008 y el análisis de su base de clientes urbanos con corte al mes de junio de 2008.

1.3. PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

¿Teóricamente: bajo qué parámetros la calificación estadística puede constituirse en un elemento importante dentro de la dinámica del microcrédito?

¿Cuál es el diagnóstico del programa de microfinanzas de una ONG especializada con respecto a las condiciones básicas que deben presentar las instituciones de este tipo?

¿Empíricamente: en qué medida la utilización de un modelo de calificación estadística mediante la metodología logística binaria permite la segmentación de clientes e identificación de variables que determinan el comportamiento de pago de los clientes del programa de microfinanzas de una ONG especializada?

1.4. HIPÓTESIS DE TRABAJO

Conscientes de que el microcrédito adquiere mayores posibilidades de éxito cuando es implementado como una actividad financiera profesional, la aplicación y ejecución de un modelo de calificación estadística dentro de una ONG especializada mejoraría el manejo de su riesgo crediticio en zonas urbanas, a través de la identificación de variables determinantes en el comportamiento de pago de su población objetivo y mediante la puesta en marcha de estrategias diferenciadas de manejo y control a partir de la segmentación de su base de clientes urbanos.

1.5. OBJETIVOS

1.5.1. General

Demostrar mediante el estudio de caso del programa de microfinanzas de una ONG especializada, que la utilización de herramientas estadísticas como el *credit scoring*, pueden complementar favorablemente el manejo del riesgo crediticio dentro de instituciones especializadas en microcrédito.

1.5.2. Específicos

Describir desde la aportación de varios autores, los lineamientos de aplicación, el alcance y las ventajas y desventajas que la utilización de la calificación estadística implica dentro de la dinámica del microcrédito.

Evaluar el desempeño del programa de microfinanzas de una ONG especializada e identificar sus principales focos de riesgo crediticio.

Formular a través de la metodología logística binaria un modelo de *credit scoring* adaptado al bagaje de información y necesidades de la ONG analizada, verificar su validez y determinar su utilidad.

1.6. VARIABLES E INDICADORES

Variables	Indicadores
Participación e incidencia de mercado por parte de las ONGs en el segmento de microfinanzas	Cartera activa ONGs
	Cartera. act. ONGs / Cart. act. miembros RFR
	Tasa de crecimiento anual - cartera activa ONGs
	Número de clientes activos ONGs
	Saldo de cartera promedio ONGs
	Saldo de cartera promedio COACs no reguladas
	Índice de cartera en riesgo mayor a treinta días
ONG microfinanciera: Focalización de mercado	% de clientes según área de localización (urbano, rural)
	% de clientes según actividad económica (comercial, agropecuaria, servicio, manufactura)
	% de clientes según género (masculino, femenino)
	% de clientes según agencia de atención
	Cantones que integran la zona de influencia
	% de clientes según clasificación de cantones en quintiles por índice pobreza (consumo)
ONG microfinanciera: Cartera de créditos - Evolución y crecimiento	Cartera activa
	Tasa de crecimiento anual - Cartera activa
	% Distribución de cartera activa según agencias
	Volumen de colocación efectiva - Num.de operaciones y monto
	Saldo promedio de concesión
	Tasa de crecimiento anual - Volumen de colocación efectiva

ONG microfinanciera: Calidad de cartera y focos de riesgo crediticio	Índice de cartera en riesgo mayor a 1 día
	Índice de cartera en riesgo mayor a 5 días
	Índice de cartera en riesgo mayor a 30 días
	Créditos en mora / Créditos activos
	Tasa de cartera castigada
	Concentraciones de cartera morosa según agencia y producto
ONG microfinanciera: Parámetros de funcionamiento - Gestión de activos y pasivos	Cartera activa / Activo total
	Pasivo / Patrimonio
	Financiamiento local / Financiamiento total
	Patrimonio técnico
ONG microfinanciera: Parámetros de funcionamiento - Eficiencia y Productividad	Costo operativo / Cartera promedio
	Costo operativo / Clientes activos promedio
	Nº de clientes activos
	Tasa de crecimiento anual - Clientes activos
	Número de empleados / Clientes activos
	Número de oficiales de crédito / Clientes activos
ONG microfinanciera: Parámetros de funcionamiento - Sostenibilidad y Rentabilidad	Índice de sostenibilidad operacional
	Índice de Retorno sobre Activos (ROA)
	Índice de Retorno sobre Patrimonio (ROE)
ONG microfinanciera: Base de clientes urbanos	Análisis estructural de variables (%)
	Contraste de variables explicativas con respecto a variable discriminante
ONG microfinanciera: Modelo de scoring (met. log. binario) - Selección de muestras	Número de casos en modelo
	Número de casos en muestra de verificación
ONG microfinanciera: Modelo de scoring (met. log. binario) - Validación e interpretación de variables del modelo	Estadístico de Wald
	Coeficientes (β)
	Ratios ODDS u OR
ONG microfinanciera: Modelo de scoring (met. log. binario) - Validación global del modelo	Ecuación del modelo
	Coeficiente de verosimilitud - (-2 log verosimilitud)
	Coeficiente de determinación R^2 de Nagelkerke
	Test global Chi cuadrado
ONG microfinanciera: Modelo de scoring (met. log. binario) - Desempeño y poder de segmentación	Tabla de clasificación o contingencia
	Distribución de casos según calificaciones en el modelo
ONG microfinanciera: Modelo de scoring (met. log. binario) - Back testing con muestra de verificación	Prueba de Kolmogorov - Smirnov (K-S)
	Tabla de clasificación o contingencia
	Prueba de Kolmogorov - Smirnov (K-S)

1.7. METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

1.7.1. Tipo de investigación

La investigación propuesta es tanto de carácter descriptivo como explicativo, ya que a través de la medición y evaluación de aspectos inherentes al desempeño del programa de microfinanzas de una ONG y al comportamiento de pago de sus clientes, así como con la aplicación de una herramientas econométrica, se busca entender y poner de manifiesto características relevantes que permitan identificar el perfil de riesgo de los clientes.

1.7.2. Métodos de investigación

El método utilizado será el de análisis – síntesis, ya que a partir de un compendio selecto de información se realizará los análisis y verificaciones pertinentes que respondan a las hipótesis, preguntas de investigación y objetivos planteados.

1.7.3. Fuentes de información

El tipo de investigación seleccionado para la presente disertación requiere de la información contenida en bases de datos, informes e indicadores generados por la ONG entre los años 2007 y 2008 y que efectivamente será facilitada por la institución en mención.

1.7.4 Procedimiento metodológico

En su parte medular el presente estudio hará uso de la metodología logística para la formulación de un modelo de credit scoring.

Considerando la distribución de un conjunto de individuos en dos o más grupos, esta metodología a través de la función logística permite la estimación de la probabilidad (acotada entre 0 y 1) de que un nuevo individuo pertenezca a uno u otro grupo, mientras que por otro lado, al tratarse de un análisis de regresión, permite también la identificación de variables importantes que explican las diferencias entre grupos. En particular el logístico utilizado

será el dicotómico, que maneja dos alternativas de segmentación excluyentes entre sí en su variable endógena (binaria).

1.8 JUSTIFICACIÓN

El enfoque de mercado del crédito micro hace que el oferente del servicio incurra en un mayor riesgo crediticio en función de la caracterización del usuario promedio; es decir un bajo nivel de garantías y escasa información que revele su comportamiento. Mas aún cuando la metodología crediticia empleada es la individual, que prescinde de la presión grupal que ejercen las metodologías de crédito asociativas.

Si bien esta situación ha sido atenuada históricamente por el buen comportamiento de pago de los prestatarios microempresariales; la volatilidad de su comportamiento puede ser elevada, si no se utilizan herramientas complementarias de control crediticio, como el manejo estadístico de información financiera y no financiera de los usuarios de crédito, que perfilen y prevean situaciones de riesgo y morosidad.

Coyunturalmente, la situación del sistema microfinanciero es propicia a la selección adversa de clientes. El establecimiento discrecional de techos máximos tendientes a la baja en las tasas de interés, la carga impositiva al financiamiento externo y la distorsión que representa la oferta directa de crédito por parte de las instituciones estatales, tanto en las condiciones de competencia del sector, como en el comportamiento de pago de los usuarios; ha hecho que oferentes importantes, pese a divisar el deterioro de comportamiento de los usuarios del segmento hayan optado por colocaciones de cartera de gran magnitud que les garantice mayores rendimientos.

La abundancia de crédito en el sector micro empresarial oculta el verdadero comportamiento de los malos clientes y afecta el comportamiento de los buenos en la medida en la que el sistema les ha entregado una cantidad adicional de recursos por la que no podrán responder satisfactoriamente.

De esta manera, el conocimiento detallado del verdadero perfil de riesgo de los clientes protege a aquellos operadores que haciendo uso del mismo desarrollan sus productos de crédito con una mejor adaptación a los

requerimientos del mercado, evitando así también la contaminación excesiva de sus carteras de crédito.

Por otra parte, la elevada estructura de costos que presentan las instituciones del sector hace que incrementos en los gastos administrativos y de provisión atenten contra la sostenibilidad financiera de las mismas, en especial si se considera la eliminación de las comisiones que se percibían anteriormente¹⁴.

El programa de microfinanzas de la ONG analizada, al atravesar una importante etapa de crecimiento, necesita de un manejo exhaustivo de los clientes que vincula; ya que ante el afán del equipo asesor por cumplir sus metas de colocación, muchas veces puede prescindir de filtros de selección.

Si bien de manera consolidada el nivel de morosidad ampliada ha tendido a disminuir en aproximadamente 2.50 puntos porcentuales desde el mes de diciembre 2006¹⁵; de manera particular los ratios de las diferentes agencias han oscilado de manera dispar sin evidenciar una clara tendencia a la baja exceptuando ciertos casos.¹⁶

El costo de oportunidad de mantener cartera riesgosa consiste en ocupar el tiempo dedicado a la colocación de cartera en gestión de recuperación, lo cual repercute en bajos niveles de crecimiento y productividad, pese a contar con amplios mercados por explotar.

La renovación de personal y la decisión directiva de sanear cartera no son suficientes si no se identifican detalladamente los principales factores de riesgo y morosidad en los que incurren las diferentes agencias de la institución.

Todas estas situaciones no hacen más que ratificar la importancia que tienen los mecanismos y estrategias de mitigación del riesgo crediticio en la sostenibilidad y buen funcionamiento de una entidad microfinanciera especializada, más aun cuando las condiciones de mercado propician la existencia de información asimétrica.

¹⁴ NB. A partir de la publicación de la Ley de regulación del costo máximo efectivo del crédito (Ley N° 2007 – 81) en el registro oficial N° 135 del 26 de julio del 2007.

¹⁵ NB. Se refiere al ratio de cartera en riesgo mayor a cinco días.

¹⁶ ONG, Guevara Luis Felipe, *Indicadores micro financieros mensuales*, Quito, junio 2008.

CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO

2.1. LA IMPORTANCIA DE LA INTERMEDIACIÓN FINANCIERA

La coexistencia de unidades excedentarias y deficitarias de liquidez dentro de una economía, justifican en principio la existencia de un sistema financiero, que entendido como un conjunto de instituciones, instrumentos y mercados; promueve la canalización del ahorro hacia la inversión¹⁷.

El predominio de la intermediación indirecta sobre la intermediación directa, según Leland y Pyle (1977) se sustenta en el modelo de información asimétrica que presenta el mercado crediticio, donde para enfrentar el problema de selección adversa, la coalición de prestatarios (intermediario financiero) puede aglutinar y comunicar información de los diferentes implicados, a un menor costo comparado con el que debería incurrir de manera individual cada agente para revelar su perfil¹⁸.

2.1.1. La función de producción y la productividad marginal del capital

Teóricamente, a partir de las publicaciones de Goldsmith (1969), Mckinnon (1973) y Shaw (1973), la relación desarrollo financiero y crecimiento económico empezó a debatirse con variados matices. Así para un mejor entendimiento se iniciará con la definición de una función de producción, únicamente definida por el stock de capital:

$$y_t = f(k_t) \tag{1}$$

Dentro de la que, (y) es la producción y (k) el stock de capital, para un período específico (t). Diferenciando la ecuación (1) en su totalidad, se obtiene que la tasa de crecimiento de la producción (\hat{y}_t), es igual a la tasa de ahorro

¹⁷ Cfr. SEBASTIÁN, Altina y LÓPEZ, Joaquín, *Gestión Bancaria: Los nuevos retos en un entorno global*, McGraw-Hill / Interamericana de España. S.A., Aravaca, 2001, pp 1,2.

¹⁸ SAMARTÍN, Margarita, *Algunos temas relevantes en la Teoría Bancaria*, Departamento de Economía de la empresa de la Universidad Carlos III de Madrid, mayo 2004, <http://e-archivo.uc3m.es:8080/dspace/handle/10016/28>, Acceso: 10 de septiembre 2008, 19h50.

$(dk / y_t = s)$ multiplicada por la productividad marginal del capital $(f'(k_t) \equiv \phi)$ ¹⁹.

$$\hat{y}_t = dk / y_t * f'(k_t) \equiv s_t \phi_t \quad (2)$$

Tradicionalmente los modelos de crecimiento económico como los de Solow o Cass-Koopman, consideran que la productividad marginal del capital (ϕ) es decreciente, por tanto a medida que se incrementa (k), el crecimiento de la producción converge a un estado estacionario en el cual la productividad marginal del capital será cero. No obstante, según la nueva teoría del crecimiento endógeno²⁰, es posible evitar el estado estacionario si se incorpora al modelo componentes reproducibles (como capital humano) o nuevas tecnologías surgidas endógenamente como subproducto de la actividad económica o como consecuencia de una actividad guiada por incentivos económicos individuales (inversión + desarrollo)²¹.

En línea con esta última, el desarrollo financiero presenta un efecto doble sobre el crecimiento económico; por una parte, aumenta la eficiencia de la acumulación del capital (incremento en ϕ) y por otra, contribuye al incremento de la tasa de ahorro (s), que a su vez eleva la tasa de inversión²².

Goldsmith (1969) fue quien inicialmente señaló el primer efecto, argumentando que existe una correlación positiva entre el desarrollo financiero y el nivel de PNB per cápita; gracias a que el mayor dinamismo en la intermediación financiera, estimula el uso eficiente del stock de capital. Así también concluyó que la evolución positiva del sistema financiero conlleva un círculo virtuoso que permite la retroalimentación del mismo y de esta manera su mejoramiento continuo²³.

Independientemente de que la existencia y el desarrollo de una superestructura financiera aumente el volumen agregado de ahorro e inversión y acelere, por tanto, la tasa de crecimiento económico más allá de lo que hubiera sido de otro modo, no hay

¹⁹ DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, *Desarrollo Financiero y Crecimiento Económico*, Revista de Economía Política: Pensamiento Iberoamericano, N°19, Madrid, enero – junio 1996, p.369.

²⁰ NB. Los autores más destacados de dicha teoría son Roemer (1986), Lucas (1988) y Grossman y Helpman (1991).

²¹ CONESA, Juan Carlos, *Teoría Economía del Capital y la Renta*, Universidad Autónoma de Barcelona, Agosto 2006, p.27, <http://pareto.uab.es/jconesa/libro/?N=D>, Acceso: 12 de septiembre 2008, 16h37.

²² Op.cit. DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, p.369.

²³ Id.

*duda de que tiene como consecuencia una asignación diferente de los gastos de capital entre y dentro de los sectores, tipos de activos físicos y regiones [...]*²⁴

De su lado, Mackinnon y Shaw (1973), complementan el argumento de Goldsmith, afirmando que adicionalmente al incremento de productividad del capital, el desarrollo financiero promueve una mayor tasa de ahorro y en consecuencia un mayor volumen de inversión. Sin embargo, cabe indicar que a diferencia del primero que considera las variables de manera endógena, estos teóricos brindan mayor importancia a los efectos que generan las medidas de política económica sobre los mercados financieros. Por tanto, afirman que las tasas reales de interés marcadas por el proceso de liberalización financiera, inducen a las economías domésticas a incrementar el ahorro y en su defecto a mayores niveles de inversión y crecimiento²⁵. No obstante, esta hipótesis no dejó de ser cuestionada por autores como Díaz – Alejandro (1986), que haciendo referencia a la experiencia latinoamericana en la década de los ochenta, rebatió las bondades de la liberación financiera, citando que “*un proceso de sobreendeudamiento e inestabilidad macroeconómica termina convirtiendo la liberalización en pánico y colapso*”²⁶.

2.1.2. Relación entre el sistema financiero y el crecimiento económico

Aportaciones posteriores, enmarcadas dentro de la teoría del crecimiento endógeno reconocen que: la relación sistema financiero-crecimiento económico mantiene un esquema bivalente por el cual el sistema financiero levanta y analiza información para posteriormente transferir fondos disponibles a las actividades económicas con mayores tasas de retorno, alterando así la tasa de innovación tecnológica y por ende el crecimiento económico de largo plazo²⁷, mientras que en secuencia opuesta, la existencia de un crecimiento económico permite la masificación del sistema financiero (Greenwood y Jovanovic – 1990 / King y Levine - 1993)²⁸; y entre otros aspectos, que la intermediación financiera reduce el riesgo asociado a las

²⁴ GOLDSMITH, Raymond, *Financial Structure y Development*, 1969, New Haven: Yale University Press, p.398.

²⁵ Op.cit. DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, p.370.

²⁶ DIAZ, Alejandro, *Algunos aspectos de la crisis del Desarrollo en América Latina*, 1986. en. LÓPEZ, Antonio, *Análisis de la Relación entre intermediación crediticia y crecimiento económico en Venezuela*, Banco Central de Venezuela, julio 2003, p.10, http://www.cemla.org/pdf/redviii/venezuela_lopez.pdf, acceso: 15 de septiembre de 2008, 17h25.

²⁷ BARRIOS PÉREZ, Víctor, *¿Por qué existen los bancos?*, Boletín económico de ICE, N° 2799, 15 al 28 de marzo 2004, p. 34, http://www.revistasice.info/cmsrevistasICE/pdfs/BICE_2799_3342__12120B0C8DDE3D4E9164EF220A22DFD9.pdf, Acceso: 15 de septiembre de 2008, 13h00.

²⁸ BENCH COLOMBIA, *Una revisión de la literatura sobre el vínculo entre sistema financiero y crecimiento económico*, Capítulo 1, <http://bdigital.eafit.edu.co/bdigital/PROYECTO/P330.09861C957/capitulo1.pdf>, Acceso: 15 de septiembre de 2008, 12h45.

necesidades de liquidez de los individuos, y en consecuencia evita la liquidación forzosa de inversiones (Bencivenga y Smith – 1991)²⁹.

Finalmente, el trabajo empírico de De Gregorio y Guidotti³⁰ publicado en el año 1996 en el N°29 de la revista “Pensamiento Iberoamericano” bajo el título “Desarrollo Financiero y Crecimiento Económico” concluyó que el desarrollo financiero efectivamente conduce a un mayor crecimiento económico; sin embargo, se puntualizó que la incidencia de la primera sobre la segunda varía según los países y el tiempo. Adicionalmente, se vislumbró que conforme a la experiencia latinoamericana de los años setenta y ochenta, pueden darse casos en los cuales la liberación financiera carente de un marco regulador apropiado y las expectativas de rescate gubernamental, revierten la conclusión inicial. La evidencia empírica recabada reveló también que el principal efecto que ejerce el desarrollo financiero sobre el crecimiento económico, se da a través de la mayor eficiencia en la inversión, más que en el volumen de la misma³¹.

2.2. LAS MICROFINANZAS Y EL MICROCRÉDITO

2.2.1. Orientación y definición del servicio

Desde un enfoque que considera principalmente los efectos del sistema financiero sobre las economías domésticas, tanto Jappelli y Pagano (1994), como De Gregorio (1993) analizaron los efectos de la restricción crediticia sobre la tasa de ahorro. Uno de los resultados comunes de los mencionados estudios, fue que la imposibilidad de los individuos para acceder a créditos, les obliga a acumular su riqueza financiera (ahorrar) para poder financiar su consumo corriente. De esta manera, el resultado expuesto sugiere que la profundización financiera destinada al consumo no incrementa necesariamente el ahorro. Sin embargo, los autores concluyen que si bien es baja la probabilidad de que la relajación de las restricciones crediticias estimule el ahorro, esta situación no implica que necesariamente la profundización financiera del tipo analizado desaliente el crecimiento económico. De hecho, De Gregorio (1993), en particular, muestra que la mayor profundización

²⁹ Op.cit. DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, p.371.

³⁰ Nb. Este trabajo examina la relación empírica entre el desarrollo financiero y el crecimiento de largo plazo, mediante la utilización del cociente entre el crédito bancario al sector privado y el PIB como indicador de desarrollo financiero. Se utilizan dos grupos de datos para el análisis. En primer lugar, se amplía las regresiones de Barro (1991) para un grupo de 98 países en los periodos 1960-1985, y en segundo, se considera el panel de datos de Gregorio (1992) para 12 países latinoamericanos en el período 1960-1985.

³¹ Op.cit. DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, p.394.

financiera incentiva la acumulación de capital humano, incidiendo así en un incremento de la productividad marginal del capital y de esta manera se alienta la posibilidad de un mayor crecimiento económico, pese a una eventual contracción del ahorro³².

Inmersa en la lógica expuesta, las microfinanzas se definen como la provisión de servicios financieros (préstamos, ahorro, seguros, transferencias) a personas que carecen de acceso a los mismos, permitiéndoles así una mayor participación dentro del sistema económico³³.

De entre la oferta de servicios microfinancieros, el microcrédito se ha constituido en la herramienta más popular. Pese a que por sí sola no es suficiente para impulsar el desarrollo económico, permite a los beneficiarios adquirir un activo inicial y de esta manera utilizar su capital humano y productivo de manera más rentable³⁴.

La experiencia de las instituciones de microcréditos que están funcionando en el mundo demuestra que el acceso a los recursos financieros es el servicio que más rápidamente puede provocar un incremento en los niveles de producción y venta de las microempresas y, por lo tanto, en el nivel de vida de sus dueño³⁵.

La cita expuesta, además de corroborar el impacto positivo que genera el microcrédito sobre la acumulación de capital humano, por la provisión del servicio financiero a grupos vulnerables anteriormente desatendidos, destaca el proceso de reactivación económica que simultáneamente se suscita con la vinculación del financiamiento micro al desarrollo de actividades económicas, el cual desencadena efectos positivos adicionales como el incremento de la productividad marginal del capital y la elevación de las posibilidades de ahorro, que la provisión de otro tipo de productos financieros (consumo) no pueden dinamizar.

³² Id. p. 373.

³³ LACALLE, Maricruz, *Microcréditos. De pobres a microempresarios*, Editorial Ariel, España, 2005. p 48, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10075899&ppg=49>, Acceso: 16 de septiembre del 2008, 15h41.

³⁴ MENA, Bárbara, *Microcréditos: un medio efectivo para el alivio de la pobreza*, Editorial Cambio Cultural, Argentina, 2004, p.4, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10065389&ppg=4>, Acceso: 16 de septiembre del 2008, 15h28.

³⁵ CHRISTEN, R., y WRIGHT, S., *Chile: Financiamiento de la microempresa. Viabilidad de la creación de un mecanismo financiero formal*, 1993, en. LACALLE, Maricruz, *Microcréditos. De pobres a microempresarios*, Editorial Ariel, España, 2005. p 48, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10075899&ppg=49>, Acceso: 16 de septiembre del 2008, 15h41.

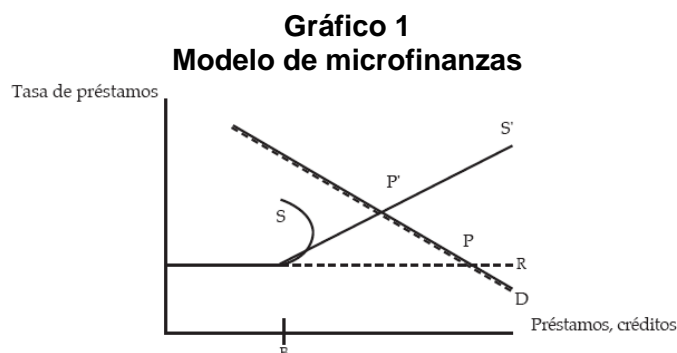
Según el Grupo Consultivo de Ayuda a la Población más Pobre (CGAP), para que el microcrédito se constituya en una herramienta eficaz, es necesario un nivel preexistente de actividad económica en curso, capacidad empresarial y talento gerencial. Caso contrario los clientes únicamente se verán abocados por la deuda³⁶.

Por tanto quienes se encuentren dentro de entornos inmediatamente posteriores a situaciones de emergencia, en condiciones de indigencia crónica, localizados en zonas rurales gravemente desfavorecidas por falta de infraestructura, servicios y acceso a mercados, y en condiciones de enfermedad que limiten su capacidad productiva, no se encuentran necesariamente preparados para acceder al servicio de microcrédito³⁷.

*El microcrédito no es apropiado para todos ni en toda situación. Los indigentes y hambrientos que no tienen ningún ingreso ni medios de repago necesitan otras formas de ayuda antes de poder hacer uso de un préstamo. En muchos casos, donaciones pequeñas, mejoras de infraestructura, programas de empleo y entrenamiento, y otros servicios no financieros pueden ser herramientas más apropiadas para aliviar la pobreza...*³⁸

2.2.2 El modelo de microfinanzas

El funcionamiento del modelo de microfinanzas, entendido como la respuesta de crédito formal en un entorno de información asimétrica, puede ser entendido gráficamente de la siguiente manera:



Fuente: IFFATH y GEOFFREY, Word, The University Press, 2001. En. ESQUIVEL, Horacio y HERNÁNDEZ, Ulises, *Metodología de medición de impacto en microfinanzas rurales*, 2005. Elaboración: IFFATH y GEOFFREY.

³⁶ CGAP, *Microfinanzas, donaciones y respuestas no financieras para la reducción de la pobreza: ¿dónde encaja el Microcrédito?*, Notas de Enfoque N° 20, octubre 2001, <http://www.iadb.org/sds/doc/enfoques20.pdf>, Acceso: 18 de septiembre 2008, 18h32.

³⁷ Id.

³⁸ CGAP, *Principios claves de las Microfinanzas*, <http://www.iadb.org>, Acceso: 10 de septiembre 2008, 17h00.

Bajo el supuesto de información perfecta, el punto P, es el óptimo de inversión en el cual confluyen una oferta de crédito perfectamente elástica y la demanda de crédito correspondiente. El punto R representa la tasa de riesgo y el premio por cualquier riesgo sistémico.

En un escenario con información asimétrica, la oferta de crédito (s), es perfectamente elástica hasta cuando el colateral del acreditado llega a su límite (B). A partir de este, la curva tiende a incrementarse en la medida en la cual los acreedores suben la tasa de interés para compensar el riesgo moral. No obstante, el incremento se detiene y la curva se vuelve negativa, a causa de la selección adversa que trae consigo las elevadas tasas de interés, incidiendo de esta manera en la disminución de la oferta de fondos y posteriormente en el racionamiento del crédito³⁹.

Por su parte, el modelo de microfinanzas, permite enfrentar el mercado crediticio, mediante una oferta de crédito (s') que crece establemente, atenuando así la selección adversa, el riesgo moral, y evitando el racionamiento de crédito. Finalmente, el punto de equilibrio alcanzado bajo este esquema (p'), denota un mayor nivel de inversión crediticia comparado con el mostrado bajo información imperfecta, gracias a la efectividad de las diferentes metodologías de crédito que aplica el modelo⁴⁰.

2.2.3. La metodología de crédito individual

Dado que las microfinanzas, surgieron en los años setenta, como una iniciativa endógena de provisión de créditos y servicios bancarios a los más pobres. Mohamed Yunus en un principio con su experiencia en Bangladesh a través del Grameen Bank, y posteriormente otros autores como Md. Shafqul Haque Choudhury mediante su modelo de *Association for Social Advancement* (ASA) o John Hatch en México con FINCA Internacional, desarrollaron variadas metodologías crediticias con el objetivo de adaptar de mejor manera el producto financiero a las diferentes realidades, bajo parámetros de minimización de riesgo y sostenibilidad operacional. Es así como Acción Internacional, una organización sin fines de lucro con sede en Boston, Estados Unidos (otorga créditos desde 1973), bajo la consigna de reducir el desempleo

³⁹ Op.cit. ESQUIVEL, Horacio y HERNÁNDEZ, Ulises, *Metodología de medición de impacto en microfinanzas rurales*, p. 100.

⁴⁰ Id.

y la pobreza incurrió originalmente en la implementación de la metodología de crédito individual⁴¹.

Consciente de la existencia de un sector de la población que posee sus propios emprendimientos, pero que carece del financiamiento de la banca tradicional, y por ende depende de agiotistas inescrupulosos, quienes con el cobro de tasas de interés diarias de entre el 5% y el 10%, condenan a este tipo de microempresarios a perennizarse dentro del círculo de la pobreza. El modelo de Acción se basa en el otorgamiento de pequeños préstamos a corto plazo y a tasas de interés que reflejan el costo del crédito.

Según la concepción de Acción Internacional, el microcrédito debe ser financieramente sostenible, ya que las donaciones no serían suficientes para generar un impacto significativo en la reducción de la pobreza. La viabilidad comercial de la iniciativa permite atraer la inversión privada y expandir así el número de destinatarios; por tanto, un banco comercial puede estar orientado a un segmento poblacional pobre y al mismo tiempo ser lucrativo⁴².

La metodología de crédito individual es la más sencilla y común de todas; bajo este esquema el préstamo es solicitado por una sola persona, la cual tendrá que cumplir con los requisitos necesarios (un codeudor, una prenda, u otros) y será la responsable ante la institución a la hora de la devolución de los fondos.

Una ventaja interesante de realizar los préstamos sobre una base individual es que éstos se pueden adaptar a la capacidad de pago y a las características del cliente⁴³.

Después del crédito inicial, quienes evidencian un buen comportamiento de pago podrán calificar para créditos mayores. Así este método de préstamos escalonados tiene el objetivo de minimizar el riesgo inicial y permitir el crecimiento de los microemprendimientos.

Una característica esencial asociada a esta metodología es la capacitación y asistencia técnica que reciben los usuarios del financiamiento.

⁴¹ Op.cit. ESQUIVEL, Horacio y HERNÁNDEZ, Ulises, *Metodología de medición de impacto en microfinanzas rurales*, pp. 98, 99.

⁴² Op.cit. LACALLE, Maricruz, *Microcréditos. De pobres a microempresarios*, Editorial Ariel, España, 2005, p 103.

⁴³ ALMEIDA, 1997, p.124. En LACALLE, Maricruz, *Microcréditos. De pobres a microempresarios*.

2.2.4. Condiciones que requiere el oferente microfinanciero

Las instituciones aptas para la concesión crediticia micro deben cumplir con cuatro condiciones básicas que garanticen la calidad de su labor⁴⁴: 1) Prestación de servicios a largo plazo, permanencia; 2) Generación de economías de escala, amplio número de clientes; 3) Focalización de mercado, definición de población objetivo; 4) Plena sostenibilidad financiera.

Sin embargo, la aplicación de las mencionadas condiciones requiere tanto de la disciplina del cliente como de la disciplina de la institución. En lo que respecta al primero, ésta consiste en la aceptación responsable de sus decisiones, mediante el cumplimiento de plazos, repago de capital y pago de intereses que cubran el costo del servicio⁴⁵.

El crédito sin una disciplina estricta no es más que caridad. La caridad no ayuda a superar la pobreza. La pobreza es una enfermedad que tiene un efecto paralizante sobre la mente y el cuerpo. Un programa significativo de alivio de la pobreza ayuda a las personas a reunir la voluntad y las fuerzas necesarias para abrir brechas en los muros que les rodean⁴⁶.

En cuanto a la disciplina del segundo, ésta radica en la aplicación de prácticas que garanticen la sostenibilidad del programa, la calidad del servicio y la eficiencia de las operaciones. Entre las más importantes se encuentran⁴⁷: 1) Cobro de tasas de interés que cubran los costes de la operación, el coste de los fondos (incluyendo el de oportunidad), las provisiones para incobrables y el coste de la inflación; 2) Recuperación completa y puntual de los pagos de clientes, basada en el seguimiento regular y frecuente; 3) Creación de productos y técnicas de entrega adaptadas a la demanda; 4) Inversión en sistemas de gestión de información que faciliten la toma de decisiones; 5) Oferta de incentivos al personal por buen desempeño; 6) Desarrollo de esquemas de funcionamiento descentralizados que garanticen agilidad en los procesos; 7) Planificación acorde a la capacidad institucional, necesidad de crecimiento y sostenibilidad financiera.

⁴⁴ MENA, Bárbara, *Microcréditos: un medio efectivo para el alivio de la pobreza*, Cambio Cultural, Argentina, 2004, p 6, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10065389&ppg=6>, Acceso: 18 de septiembre de 2008, 20h16.

⁴⁵ Op. Cit. CGAP, *Microfinanzas, donaciones y respuestas no financieras para la reducción de la pobreza: ¿dónde encaja el Microcrédito?*, Notas de Enfoque N°20, octubre 2001, p.3.

⁴⁶ YUNUS, Mohammad, *Towards Creating a Poverty-Free World*, discurso presentado ante el Club de Debate de la Universidad Complutense, Madrid, 25 de abril de 1998.

⁴⁷ Op. cit. CGAP, *Microfinanzas, donaciones y respuestas no financieras para la reducción de la pobreza: ¿dónde encaja el Microcrédito?*, Notas de Enfoque N°20, octubre 2001, p.5.

Pese a que la creación de instituciones financieras sostenibles no es un fin en sí mismo, es la única manera de alcanzar la magnitud y el impacto requerido por los programas de microfinanzas. Por tanto, la sostenibilidad financiera, entendida como la habilidad de internalizar la totalidad de los costos, permite con su obtención perennizar el servicio, reducir costos de transacción, ofrecer mejores productos, y finalmente desarrollar nuevas alternativas para vincular a la población que todavía no tiene acceso al servicio⁴⁸.

El microcrédito adquiere mayores probabilidades de éxito cuando su implementación se asemeja a la de una actividad bancaria profesional. Así lo demuestra la experiencia exitosa de múltiples instituciones a lo largo del tiempo. En palabras de Fazle Abed, fundador del *Bangladesh Rural Advancement Committee* (BRAC):

El funcionamiento del propio sistema de microcrédito aporta nuevos elementos... Un enfoque de patrocinio compasivo de organizaciones benéficas debe dar paso a un enfoque profesional práctico para que la estrategia microfinanciera sea sostenible y eficaz. Esta transición... puede generar tensión en una organización. Por lo tanto, la organización tiene que aceptar y adoptar el cambio que requiere... Los líderes de la organización han de entender claramente lo que conlleva y preparar a su personal en consecuencia⁴⁹.

2.3. RIESGOS FINANCIEROS

La definición de riesgo dentro del ámbito financiero puede delinarse como: *“la posibilidad de que se produzca un hecho generador de pérdidas que afecten el valor económico de las instituciones”*⁵⁰

La existencia de dicha posibilidad requiere de una administración integral de todos aquellos aspectos que puedan influir decisivamente en la concreción de aquella probabilidad no deseada. Específicamente, la administración de riesgos comprende el proceso de identificación, medición, control y monitoreo de aquellos riesgos inherentes a la actividad, con el objeto de definir el perfil de riesgo, el grado de exposición⁵¹ que una institución está

⁴⁸ Op. cit. CGAP, Principios claves de las Microfinanzas.

⁴⁹ ABED, Fazle, *Entrevista realizada por Countdown 2005*, recogida en la página Web de la Cumbre del Microcrédito, www.microcreditsummit.org/newsletter/action3.htm, Acceso: 12 de diciembre del 2007, 10h10.

⁵⁰ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, *Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X.- De la gestión y administración de riesgos, Sección I.- Alcance y definiciones, Artículo 2*, p. 203, https://www.superban.gov.ec/pages/e_codificacion_sist-financiero.htm#10, acceso: 18 de septiembre de 2008, 09h48.

⁵¹ NB. Determinada por el riesgo asumido menos la cobertura implantada.

dispuesta a asumir en su desempeño y los mecanismos de cobertura encaminados a la protección de recursos propios y de terceros⁵².

Dentro de la actividad financiera, los principales riesgos identificados son los siguientes⁵³:

- a) **Riesgo de crédito.-** Posibilidad de pérdida por incumplimiento de pago, en obligaciones pactadas.
- b) **Riesgo de mercado.-** Posibilidad de pérdida por variaciones en el precio de mercado de un activo financiero. El impacto depende de la estructura de activos, pasivos y contingentes.
- c) **Riesgo de tasa de interés.-** Posibilidad de pérdida por variaciones adversas en las tasas de interés. El impacto depende de la estructura de activos, pasivos y contingentes.
- d) **Riesgo de tipo de cambio.-** Posibilidad de pérdida por variaciones en el tipo de cambio. El impacto depende de la posición neta de monedas.
- e) **Riesgo de liquidez.-** Posibilidad de pérdida por insuficiencia de fondos en la cobertura de obligaciones.
- f) **Riesgo operativo.-** Posibilidad de pérdida por fallas o insuficiencia de procesos, personas, sistemas internos y tecnología. Incluye el riesgo legal.
- g) **Riesgo legal.-** Posibilidad de pérdida por incumplimiento de leyes o normas, o por fallas en contratos y transacciones.
- h) **Riesgo de reputación.-** Posibilidad de pérdida ante la afectación del prestigio institucional por eventos externos, fallas internas o el involucramiento en actividades ilícitas.

⁵² Op.cit. SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X.- De la gestión y administración de riesgos, Sección I.-Alcance y definiciones, Artículo 3, p. 203.

⁵³ Id.

2.3.1. El riesgo de crédito y su manejo

El riesgo de crédito es el más antiguo y el que mayor importancia tiene en términos de las pérdidas potenciales que su inadecuado manejo puede implicar para una institución de crédito⁵⁴.

Definido como la posibilidad de pérdida que se desprende del incumplimiento del prestatario o su contraparte en operaciones directas o indirectas, a través del no pago, el pago incompleto, o la falta de oportunidad en el pago de las obligaciones pactadas⁵⁵; el riesgo de crédito puede verse incrementado por la existencia de estándares crediticios poco prudentes al momento de otorgar un préstamo o aceptar una contraparte, por una gestión de cartera ineficiente, o por la debilidad institucional en la lectura de cambios económicos⁵⁶.

Consecuentemente, la administración del riesgo de crédito según las mejores prácticas debe considerar⁵⁷: 1) el establecimiento de un ambiente apropiado del riesgo de crédito; 2) el operar bajo un sólido proceso de concesión de créditos; 3) el mantenimiento de un proceso apropiado de administración, medición y monitoreo crediticio; y 4) el asegurar controles adecuados sobre el manejo de este riesgo. Las mencionadas a su vez deben ser aplicadas conjuntamente con otras relativas a la evaluación de la calidad de activos, a la adecuación de provisiones y a la divulgación del riesgo de crédito.

En referencia al último acápite, la exposición de las entidades a los riesgos financieros implica mantener ciertos niveles de capital o reservas mínimas que garanticen una continuidad en las operaciones. Es así como en el manejo del riesgo analizado intervienen los conceptos de pérdidas esperadas y pérdidas inesperadas. El primero referencia las pérdidas históricas promedio, es decir a las habituales en el desarrollo natural del negocio; mientras que el segundo describe las pérdidas atípicas, que desviadas del promedio natural

⁵⁴ ROMERO, Martha, *Riesgo de Crédito*, Instituto de riesgo financiero, disponible en línea en: www.RiesgoFinanciero.com, acceso: 24 de septiembre 2008, 19h05.

⁵⁵ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X, Capítulo II.- De la administración del riesgos de crédito, Sección I.- Alcance y definiciones, Artículo 2, p. 211.

⁵⁶ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos - Riesgo de Crédito*, publicado el viernes 6 de junio del 2008, <http://gestionriesgosbolivia.blogspot.com/2008/06/8-riesgo-de-credito.html>, acceso: 21 de octubre 2008, 08h15.

⁵⁷ COMITÉ DE BASILEA SOBRE SUPERVISIÓN BANCARIA, *Principios para la Administración del Riesgo de Crédito*, Basilea, 1999, p. 2.

pueden incidir negativamente en la estabilidad de la entidad. Dentro de esta lógica, el capital se destina a cubrir las pérdidas inesperadas, mientras las provisiones a solventar las pérdidas esperadas⁵⁸.

El Comité de Basilea considera que es responsabilidad del Directorio y la Alta Gerencia, mantener niveles adecuados de provisiones, y sugiere además que las provisiones deben ser suficientes para absorber las pérdidas del portafolio de créditos estimadas en el tiempo⁵⁹.

Conforme a los parámetros de Basilea II, la medición de pérdidas esperadas según metodologías internas (IRB), requiere de la estimación de los siguientes componentes⁶⁰:

- a) Probabilidad de incumplimiento (*Probability of Default: PD*).
- b) Pérdida en caso de incumplimiento (*Loss Given Default: LGD*).
- c) Exposición al momento de incumplimiento (*Exposure at Default: EAD*).
- d) Vencimiento efectivo (*Maturity: M*).

Según la Superintendencia de Bancos y Seguros de Ecuador, los componentes citados pueden definirse de la siguiente manera⁶¹:

- 1) Probabilidad de incumplimiento (pi).**- Es la posibilidad de ocurrencia de un incumplimiento, sea éste parcial o total, en el pago de una obligación; o en su defecto, la posibilidad de que un acuerdo crediticio vigente se rompa.
- 2) Nivel de exposición del riesgo de crédito (E).**- Es el valor presente (al momento del incumplimiento) de los flujos que se esperan recibir de las operaciones crediticias.

⁵⁸ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos - Riesgo de Crédito (2)*, publicado el martes 24 de junio del 2008, <http://gestionriesgosbolivia.blogspot.com/2008/06/9-riesgo-de-credito-2.html>, Acceso: 21 de octubre 2008, 08h25.

⁵⁹ BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION, *Sound Credit Risk Assessment and Valuation for Loans, Consultative Document, 2005*. En. SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos - Riesgo de Crédito (2)*.

⁶⁰ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos - Riesgo de Crédito en Basilea II*, publicado el viernes 11 de julio del 2008, <http://gestionriesgosbolivia.blogspot.com/2008/07/10-riesgo-de-credito-en-basilea-ii.html>, Acceso: 21 de octubre 2008, 09h00.

⁶¹ Op. cit. SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X, Capítulo II.- De la administración del riesgo de crédito.

- 3) **Tasa de recuperación (r).**- Es el porcentaje de la recaudación realizada sobre las operaciones de crédito que han sido incumplidas.
- 4) **Severidad de la pérdida (1 – r).**- Es la magnitud de la pérdida que sufriría la institución después de haber realizado todas las gestiones para recuperar los créditos que han sido incumplidos, ejecutar las garantías o recibirlas como dación en pago.

En función de los componentes caracterizados, una **pérdida esperada por riesgo crediticio (PE)** puede definirse como el valor resultante de la probabilidad de incumplimiento, multiplicado por el nivel de exposición al momento del incumplimiento y por la severidad de la pérdida⁶².

$$PE = E \times pi \times (1 - r) \quad (3)$$

La aplicación adecuada de la conceptualización vertida acerca del riesgo crediticio y su manejo, puede cristalizarse en la práctica, mediante la implementación de los sistemas de selección, medición de riesgo e información⁶³.

Explícitamente, el sistema de selección, es una cadena de procesos construida a partir de un conjunto de reglas de decisión, la cual establece una puntuación crediticia, basada en información histórica de variables seleccionadas. Adicionalmente, puede ser utilizado para definir, identificar y analizar los diferentes grupos de clientes que intervienen en la conformación de la cartera institucional.

El sistema de medición de riesgo, hace referencia a los procesos de revisión permanente del portafolio de créditos y/o inversiones, los cuales buscan pre-identificar situaciones de mayor probabilidad de incumplimiento o deterioro de cartera a través del monitoreo de cambios en las variables definidas.

⁶² Id.

⁶³ Op. cit. SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X, Capítulo II.- De la administración del riesgos de crédito, pp. 211, 212.

Finalmente, el sistema de información, es un conjunto de procesos, que busca describir de manera esquematizada, en tiempos establecidos y a través de indicadores de comportamiento, el estado y la evolución, tanto del activo como de los riesgos.

2.4. EL CREDIT SCORING

El Scoring para créditos es un mecanismo estadístico y econométrico utilizado para predecir la probabilidad de que un deudor sea moroso o incumpla con sus compromisos de pagos⁶⁴. Su utilización ha sido cada vez más común a partir de los años ochenta, con la disminución de costos en el procesamiento de información⁶⁵.

Mediante la utilización de información histórica contenida en una gama de variables significativas en la explicación de la probabilidad de incumplimiento (edad, sexo, nivel de ingreso, número de cargas familiares, etc.)⁶⁶, el mecanismo evalúa el riesgo de crédito de los postulantes develando así la conexión histórica existente entre las características descriptivas y de comportamiento de un individuo y su perfil de riesgo⁶⁷.

Los modelos estadísticos más utilizados en el desarrollo de mecanismos de scoring crediticio son los de: probabilidad lineal, logit, probit y de análisis discriminante. Los tres primeros son técnicas estadísticas que estiman la probabilidad de incumplimiento basadas en datos históricos sobre el comportamiento de los créditos otorgados y las características socioeconómicas de los individuos, según diferentes distribuciones de probabilidad; mientras que el cuarto en lugar de estimar la probabilidad de incumplimiento, divide a los individuos entre quienes presentan un elevado y un bajo perfil de riesgo⁶⁸.

La exactitud de un sistema de *scoring* depende del cuidado con el cual sea desarrollado. Los datos utilizados por el sistema deben ser actualizados y

⁶⁴ MALATINO, Pablo, *Scoring para créditos*, publicado el 20 de diciembre del 2006, <http://secretosenred.com/articulos/1742/1/Scoring-para-Creditos/Page1.html>, Acceso: 27 de octubre del 2008, 13h00.

⁶⁵ SINBAQUEDA, Lilian, *¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito*, <http://www.riesgofinanciero.com/102104SCORING.pdf>, Acceso: 10 de octubre 2008, 15h50, p.2.

⁶⁶ SCALAR CONSULTING, *Scoring: Variables Significativas*, Boletín informativo, febrero 2005.

⁶⁷ SCHREINER, Mark, *Scoring para las Microfinanzas*, Tecnoferia 2003, Lima 26 de julio, <http://www.microfinance.com/Castellano/indice.html>, acceso: 12 de septiembre del 2007, 19h22.

⁶⁸ Op.cit. MALATINO, Pablo, *Scoring para créditos*, publicado el 20 de diciembre del 2006.

estar compuestos por una muestra rica de créditos de los dos tipos de comportamiento (bueno y malo). Los modelos deben ser re-estimados frecuentemente para asegurar que los cambios en las relaciones entre las variables explicativas y el comportamiento de los créditos sean capturados⁶⁹.

El esquema metodológico de implementación y funcionamiento de un mecanismo de *credit scoring*, como herramienta de mitigación del riesgo de crédito responde a los siguientes pasos⁷⁰:

- 1) Conocimiento del proceso actual.
- 2) Verificación de los datos disponibles.
- 3) Recolección de información.
- 4) Elaboración de estadísticas generales.
- 5) Diseño de formularios de aprobación.
- 6) Definición de clientes (buenos y malos).
- 7) Determinación de una muestra.
- 8) Preparación de variables.
- 9) Análisis de comportamiento por características y segmentación.
- 10) Determinación de variables a incluir en el scoring de crédito.
- 11) Elaboración del scoring de crédito.
- 12) Evaluación del scoring de crédito y determinación de estrategias.
- 13) Elaboración de pruebas
- 14) Documentación e implementación del mecanismo.
- 15) Mantenimiento.

Algunos estudios han demostrado que los *scorings* son parte esencial de un sistema financiero moderno que funciona bien⁷¹.

El flujo de información neutra y objetiva sin trabas entre las partes legítimas permite a los otorgantes de crédito tomar decisiones más rápidas, precisas y competitivas para aprobar un mayor número de solicitantes y ampliar el acceso al crédito, especialmente a grupos menos favorecidos que de otra manera no tendrían acceso a estos recursos financieros⁷².

⁶⁹ Id.

⁷⁰ ANDRADE, Roberto, *Manejo de Riesgos Integrales en Instituciones Financieras*, presentación, octubre 2005.

⁷¹ Varghese, Robin, Ph.D., & Turner, Michael, Ph.D., *The Benefits of Wider Participation in Full-File Credit Reporting in Latin America and the Costs of the Status Quo*, Information Policy Institute, March 27, 2006, Page 2. En. TRANSUNION, *La importancia de los scoring para el crecimiento económico*, 2007, http://www.transunion.com/docs/interstitial/scoringWhitepaper_Mexico.pdf, Acceso: 27 de octubre del 2008, 10h25.

⁷² Op. cit. TRANSUNION, *La importancia de los scoring para el crecimiento económico*, 2007.

De hecho en los Estados Unidos de Norte América, el acceso al crédito de la población contenida en el quintil más bajo de ingresos creció en un 70% entre 1970 y 2001, de la mano de una ley emitida en los años 70 que permitía el uso de historias crediticias y *scorings*⁷³.

2.5. ARGUMENTO

La concreción de la misión social de las microfinanzas, implica en primera instancia entender adecuadamente su rol como instrumento de profundización financiera. Dentro de esta línea, su principal mérito es promover mediante la utilización de metodologías crediticias innovadoras, la incorporación de grupos sociales anteriormente excluidos a la dinámica del sistema financiero.

Considerando que este último incide de manera determinante en el crecimiento endógeno de una economía a través de la canalización del ahorro hacia la inversión, de la elevación de la productividad marginal del capital y del impulso a la generación de capital humano; la repercusión de contar con una sociedad mayormente enrolada dentro del sistema, implica contar con un mayor número de agentes económicos activos capaces de influir en la consecución de condiciones favorables tanto para sí mismos como para su entorno.

Por tanto, la reproducción del círculo virtuoso citado depende de la provisión permanente del servicio financiero micro, a cargo de oferentes institucionales comprometidos, quienes haciendo uso de esquemas profesionales de funcionamiento, mantengan a la par su sostenibilidad en el tiempo.

Tomando en cuenta que la posibilidad de pérdida se encuentra latente en toda actividad económica y en especial dentro de la actividad financiera; el manejo profesional de una entidad especializada en microcrédito requiere de

⁷³ Fred H. Cate & Michael E. Staten, *The Impact of National Credit Reporting Under the Fair Credit Reporting Act: The Risk of New Restrictions and State Regulation*, <http://www.aba.com/.../77D1481B-2316-11D5-AB7C00508B95258D/31291/May2003ImpactofNationalCreditReporting1.pdf>. En. TRANSUNION, *La importancia de los scoring para el crecimiento económico*, 2007, http://www.transunion.com/docs/interstitial/scoringWhitepaper_Mexico.pdf, Acceso: 27 de octubre del 2008, 10h25.

una adecuada gestión de riesgos, la cual al menos debe solventar eficientemente el riesgo de crédito, por ser el de mayor impacto en la sostenibilidad financiera de una institución financiera (IFI) de estas características.

Dentro de la administración idónea de este último, la implementación de técnicas de medición, monitoreo y control, constituye la acción determinante sobre la cual descansa el éxito de la gestión.

2.6. EVALUACIÓN DEL MARCO TEÓRICO

El marco teórico seleccionado para la temática de la presente disertación fue el adecuado, por cuanto pese a no referir una línea de pensamiento específica en su fase inicial, logró ubicar satisfactoriamente la posición de las microfinanzas y puntualmente del microcrédito con sus metodologías y con la dinámica sus instituciones especializadas dentro un sistema financiero, que visto desde la óptica de autores que van desde Goldsmith, Mckinnon y Shaw, pasando por Greenwood, Jovanovic, King y Levine hasta llegar a De Gregorio, Guidotti, Jappelli y Pagano, manifestó incidir directamente en el desarrollo económico.

Así también, el marco teórico evaluado, permitió en una segunda fase indagar favorablemente los aspectos inherentes a los riesgos financieros, al manejo del riesgo de crédito y al funcionamiento del credit scoring, que a posteriori serían la base sobre la cual descansaría la conceptualización y la adaptación de la calificación estadística dentro del ámbito de las microfinanzas y el microcrédito en el desarrollo empírico de la tesis.

CAPÍTULO III

LA ADAPTACIÓN DEL SCORING ESTADÍSTICO AL MICROCRÉDITO

3.1. PRINCIPALES CONSIDERACIONES DE LA CALIFICACIÓN ESTADÍSTICA EN EL MICROCRÉDITO

3.1.1. Alcance y diferencias respecto al segmento de consumo

Partiendo del hecho de que la población objetivo del microcrédito está conformada por trabajadores independientes de bajos recursos económicos que muchas veces no pueden documentar sus ingresos ni su historial crediticio y que por ende las instituciones especializadas en este segmento, en particular las que utilizan metodología individual optan por asumir esquemas intensivos de trabajo humano para la evaluación de las solicitudes y el control de los incumplimientos; la implementación de modelos de scoring crediticio presenta características particulares de funcionamiento y un alcance diferente al constatado en el segmento de consumo, donde la población objetivo generalmente es asalariada y mantiene registros crediticios adecuados.

Conforme a lo señalado en el capítulo II, el scoring crediticio es un mecanismo estadístico y econométrico que predice la probabilidad de que un deudor sea moroso o incumpla con sus compromisos de pagos, basado en el conocimiento cuantitativo de las características y del desempeño de operaciones crediticias pasadas registradas en una base de datos⁷⁴.

Este mecanismo dentro del segmento de consumo, especialmente en el de tarjetas de crédito, se ha constituido en uno de los filtros dirimientes en la aceptación o rechazo de clientes, en remplazo de la preselección o evaluación manual, entendiendo que los puntos de corte definidos para la discriminación correspondiente responden a las estrategias comerciales, al análisis exhaustivo y a la experiencia del prestamista implicado, prescindiendo a la vez del riesgo de una desviación manual o de un error humano⁷⁵.

No obstante, en el segmento de microfinanzas el *scoring* estadístico no sustituirá el buen juicio de los analistas de crédito desprendido del

⁷⁴ Supra. p. 24.

⁷⁵ Op. cit. TRANSUNION, *La importancia de los scoring para el crecimiento económico*, 2007.

conocimiento cualitativo informal. Por tanto, el mecanismo analizado complementa pero no suplanta las tecnologías crediticias vigentes en el ramo.

De hecho, los oficiales crediticios son los únicos que pueden recopilar la información que alimenta el *scoring* estadístico y además detectar a solicitantes deshonestos y otros casos especiales que el mecanismo abordado, por su naturaleza cuantitativa no puede descubrir.

Si bien en microfinanzas el poder de la calificación estadística no es tan poderoso como en el segmento de consumo masivo, la herramienta sí permite predecir el riesgo aún después de la evaluación crediticia tradicional, lo cual implica una reducción de costos, al tiempo que se convierte en una tercera voz dentro del comité de crédito que ayuda al oficial de crédito y al gerente de crédito, a dilucidar los casos que conllevan un mayor riesgo que el percibido por el comité de crédito tradicional y por otro lado a premiar a quienes tienen un bajo perfil de riesgo para mejorar su lealtad⁷⁶.

Para las IMF de mayor tamaño, que son bien administradas y poseen bases de datos adecuadas, la calificación puede incrementar la eficiencia, el alcance y la sostenibilidad mediante una mejora en la asignación del tiempo de los agentes de crédito. La calificación puede reducir el tiempo dedicado a la cobranza de pagos atrasados de los prestatarios morosos. La calificación automatizada puede reducir esa cantidad de tiempo al dar prioridad a las visitas a aquellos prestatarios que presentan una mayor posibilidad de incumplimiento, dejándoles más tiempo a los agentes de crédito para identificar y acceder a nuevos clientes⁷⁷.

Adicionalmente, el proceso de derivación de la fórmula revela la incidencia de las características del prestatario, del préstamo y del prestamista en la puntuación de riesgo. Por tanto, este conocimiento se torna útil para el prestamista microfinanciero, indistintamente de si usa o no las predicciones de riesgo, ya que respalda la toma diaria de decisiones⁷⁸.

De entre otros aspectos, uno de los pilares fundamentales sobre los cuales descansa el éxito del *scoring* estadístico es la disponibilidad y la calidad de los datos que conforman la base de datos que lo alimenta.

⁷⁶ Op.cit. SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, p.3.

⁷⁷ SCHREINER, Mark y DELLIEN, *Calificación Automatizada del Crédito en las Microfinanzas: Lineamientos basados en la experiencia de las afiliadas de WWB en Colombia y República Dominicana*, Women's World Banking, copyright © 2003, p.2.

⁷⁸ SCHREINER Mark, *La Calificación Estadística en las Microfinanzas: ¿Podrá funcionar?*, Microfinance Risk Management and Center for Social Development Washington University in St. Louis, octubre 2000, p.16, <http://www.microfinanzas.org/uploads/media/1190.pdf>, Acceso: 6 de diciembre del 2008, 13h00.

Las instituciones microfinancieras a diferencia de los prestamistas de consumo, deben trabajar con datos más costosos y con menor capacidad para predecir el riesgo. Si bien los bancos y las IMF's especializadas en microfinanzas conocen como sus clientes les reembolsaron en operaciones crediticias pasadas, únicamente los bancos conocen el historial crediticio de los mismos en otras instituciones a través del buró de crédito. En ambos casos se recaban datos demográficos familiares y datos inherentes al negocio; sin embargo, solo las instituciones microfinancieras se ven en la necesidad de recopilar información minuciosa referente a las actividades financieras de la familia y del negocio, dada la heterogeneidad de sus clientes⁷⁹.

Específicamente, una ficha de calificación en el segmento de consumo puede estar conformada por entre 10 y 20 indicadores, de los cuales la mayor proporción se construyen a partir de la información provista por un buró crediticio (atrasos de pagos en otras instituciones, número de líneas de crédito vigentes, entre otros), mientras que una ficha de calificación en microfinanzas puede constituirse de entre 50 y 80 indicadores (dependiendo del caso), ya que el aporte individual de cada uno es relativamente menor al mostrado en el otro segmento. No obstante, en una etapa inicial el modelo debe mantenerse sencillo y conforme sea utilizado empezará a refinarse de acuerdo a los nuevos requerimientos⁸⁰.

Por tanto, el contar con información procedente de un buró crediticio fortalecido, permitirá disponer de más y mejores datos sobre un mayor número de personas, con lo cual las instituciones dedicadas al financiamiento micro dependerán en mayor medida del *scoring* estadístico. No se debe olvidar que el acceso a una mejor información ha permitido en países desarrollados democratizar el servicio de crédito⁸¹.

⁷⁹ Op.cit. SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, p.2.

⁸⁰ Id.

⁸¹ Id.

3.1.2. Particularidades y requerimientos del proceso de implementación⁸²

Consideraciones previas

Los pre-requisitos básicos para iniciar la implementación del scoring estadístico en una IMF especializada en microfinanzas son:

- 1) Poseer una metodología de crédito eficiente que sea capaz de diferenciar entre clientes de elevado y bajo perfil de riesgo.
- 2) Contar con una base de datos que almacene las características de sus clientes y su conducta de pago.

Por otra parte, en esta etapa del proceso es necesario señalar que el modelo de calificación desarrollado para una IMF no puede ser replicado o utilizado por otra, ya que las características de los clientes varían entre instituciones al igual que sus procesos de concesión crediticia.

Introducción inicial y adecuación del modelo

La integración del *scoring* a la dinámica operacional de una IMF depende de su adaptación a la realidad institucional a través de la coparticipación de los actores involucrados. Es así como en la etapa inicial de este proceso la aportación del personal sumado a la *experticia* de quien o quienes conducen la respectiva implementación fortalecerá la capacidad predictiva de la herramienta, una vez que internaliza el conocimiento desarrollado en el tiempo y las particularidades del entorno, creando de esta manera expectativas realistas del alcance del proyecto.

Dentro de este proceso de retroalimentación, la concreción de respuestas para las siguientes preguntas será determinante a la hora de validar la etapa como exitosa y emprender en el trabajo estadístico:

- ¿Qué tipo de operación crediticia puede considerarse como mala?
- ¿Cuáles son las características relevantes en la determinación del riesgo?

⁸² Op. cit. SCHREINER, Mark y DELLIEN, *Calificación Automatizada del Crédito en las Microfinanzas: Lineamientos basados en la experiencia de las afiliadas de WWB en Colombia y República Dominicana*, pp.3-10.

- ¿Cuántos potenciales créditos buenos estarían dispuestos a sacrificar a la hora de evitar un crédito malo?
- ¿Cuáles son las secciones de la base de datos en las que usted no confía?

Elaboración de la ficha de calificación

Apoyados en el conocimiento recabado en el paso anterior, los líderes del proyecto iniciarán la elaboración de la ficha de calificación con la determinación de una variable dependiente que sea capaz de discriminar eficientemente entre créditos buenos y malos a través de la identificación de puntos críticos (Ej: variable “atraso máximo”; ≤ 7 días (bueno); > 7 días (malo)).

Concertada y definida la variable discriminante, procederá el análisis de la base de datos, que comprenderá tres fases: 1) definición e interpretación exacta de de las variables dispuestas en la base, 2) validación de la data contenida y 3) selección de variables útiles en la construcción del modelo.

Develada la calidad de la información contenida en las variables de la base empezará la modelación de la herramienta a través de la combinación de estas últimas. Tomando como referencia la experiencia del proyecto de calificación automatizada del *Women's World Banking* (WWB) en Colombia y República Dominicana, se puede señalar que las variables generalmente utilizadas hacen referencia a:

- 1) Características demográficas de: cliente, unidad familiar y negocio.
- 2) Activos y flujos financieros de la unidad familiar.
- 3) Historial de reembolsos del cliente.
- 4) Características de la operación crediticia.
- 5) Existencia de canales de comunicación.
- 6) Características del prestamista.

Capacitación del personal

Concluida la elaboración del modelo se analiza y comparte con la gerencia y en su momento con el personal, los conceptos básicos, los

resultados de la prueba histórica y los vínculos detectados entre las características consideradas y el riesgo.

De esta forma, se inicia un segundo proceso de retroalimentación *post hoc*, en el cual se revisan por segunda ocasión las preguntas abordadas en la etapa de adecuación y también se adhieren otras cuya finalidad es verificar la utilidad real y coherencia de la herramienta frente a la experiencia de campo.

De entre estas últimas, las presentadas a continuación pueden revelar información importante:

- ¿Los vínculos encontrados entre las características y el riesgo son consistentes con su experiencia de campo?
- ¿Qué causas podrían explicar estos vínculos?
- ¿Qué información prioritaria recaba usted cuando realiza una visita de campo?
- ¿Qué variables recomendaría usted registrar en una futura ficha de calificación?
- Con la finalidad de mejorar el manejo del riesgo ¿cómo modificaría usted los términos y las condiciones de un contrato de préstamo?

Integración del mecanismo al Sistema de Información Gerencial (SIAG)

Una vez que el modelo ha sido validado, la difusión de éste entre los diferentes usuarios depende de su integración al SIAG. Para aquello existen dos alternativas: 1) Adquirir un programa informático con el sistema de calificación desarrollado y 2) Integrar a nivel de IMF, la ficha de calificación con el sistema de información existente.

La primera alternativa, si bien es más rápida de implementar, su costo es elevado y tiende a ser poco factible de modificaciones en el futuro. Adicionalmente, dado que la integración bajo este esquema es parcial, la alimentación del sistema puede requerir procesos adicionales, llegando incluso al doble ingreso de datos.

La segunda alternativa, presenta un proceso de implementación más largo, mismo que tampoco está exento de costos elevados. La puesta en

marcha de esta opción implica la modificación y adecuación del sistema existente bajo la tutela de un programador dedicado a tiempo completo que pueda sortear los desafíos técnicos de la integración. Sin embargo, los beneficios asociados a esta alternativa son: el ingreso de información por una sola vez, la inclusión automática del score a los reportes gerenciales relevantes y la factibilidad de modificación según requerimientos.

Finalmente, la alternativa preferida por quienes llevan adelante este tipo de proyectos, es la integración a nivel interno.

3.2. VENTAJAS DEL SCORING ESTADÍSTICO

De entre las ventajas que conlleva la calificación estadística, las siguientes se presentan como las más importantes⁸³:

Cuantifica el riesgo como una probabilidad.- Es decir detalla a través de un valor probabilístico específico (Ejemplo: 10%), la posibilidad de ocurrencia de un acontecimiento definido (Ejemplo: posibilidad de que un cliente incurra en un atraso mayor a cinco días), en lugar de una consideración subjetiva que apenas logra dilucidar entre una elevada o una baja posibilidad de ocurrencia.

Presenta consistencia.- Es decir la calificación estadística evalúa de igual forma entre clientes de características idénticas, a diferencia de la evaluación manual que dependiendo del analista en funciones e incluso de su estado de ánimo puede variar.

Denota ser explícito.- Es decir el proceso que utiliza para pronosticar el riesgo puede conocerse y comunicarse exactamente, difiriendo así de la calificación subjetiva, que utiliza un proceso difícil de explicar y replicar, dado que es fruto de la experiencia y capacitación del oficial de crédito.

Aglutina una amplia gama de factores.- Es decir considera simultáneamente un número importante y diverso de variables, que cuantifican el nivel de riesgo con diferentes combinaciones de valores, a diferencia de la calificación subjetiva que utiliza en gran parte reglas absolutas (Ejemplo: el

⁸³ Op. cit. SCHREINER Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, pp. 5 – 13.

valor de la garantía debe ser de al menos el 200% del monto del crédito, caso contrario la operación será rechazada).

Es factible de examen antes de su utilización.- Puede probarse en el pronóstico de operaciones vigentes, tomando en cuenta exclusivamente las características conocidas previas al desembolso y comparando el riesgo previsto con el vislumbrado en la realidad. Este proceso de prueba es una de las ventajas primordiales ya que el contraste frente al comportamiento histórico permite garantizar la validez de la herramienta a lo largo del tiempo.

Revela específicamente la relación entre riesgo y características.- En el ámbito específico permite puntualizar cuanto más o cuanto menos riesgoso es un individuo que presenta un determinado valor en una variable (Ej: cuanto más o menos riesgosas son las mujeres con respecto a los hombres), y en el ámbito general, deriva cuantitativamente la fortaleza o debilidad de la relación entre riesgo y las diferentes características.

No implica cambios en el proceso de evaluación crediticia actual.- Es decir utiliza la información que se recolecta en la evaluación crediticia actual, que una vez en el sistema revela automáticamente un perfil cuantificado de riesgo el cual será presentado en diferentes reportes; por tanto, no requiere de cambios en el proceso de evaluación, sino de la decisión del equipo de crédito de utilizar la calificación estadística como herramienta complementaria.

Contribuye como insumo para la emisión de políticas.- Caracteriza los posibles escenarios de una decisión dentro del campo de la administración de cartera. Concretamente, en base al perfil de riesgo de los clientes, se puede emitir un perfil de riesgo para la cartera en su conjunto (Ej: El 9 % de los créditos activos mantienen un nivel de riesgo superior al 50%), contando así con un diagnóstico que ayuda a plantear el nivel deseado de exposición y la configuración óptima de cartera. Así también, el contraste histórico de lo pronosticado y lo suscitado, conlleva al establecimiento de puntos de corte apropiados dentro del proceso de selección de clientes (Ej: El 75% de los créditos aprobados con un nivel de riesgo mayor o igual al 50%, presentaron atrasos mayores a 30 días).

En resumen la calificación estadística permite: 1) evaluar el riesgo de manera explícita y consistente, 2) realizar pronósticos cuantitativos de riesgo, 3) maximizar la utilidad de la experiencia, el conocimiento y la información de la institución en su conjunto (no únicamente la del oficial de crédito), 4) compensar los atributos de “alto riesgo” de los clientes con los de “bajo riesgo”, en lugar tomar en consideración reglas inflexibles de aprobación y rechazo y 5) comprender la incidencia que tienen los atributos y características en el comportamiento de pago de los clientes⁸⁴.

3.3. DESVENTAJAS DEL SCORING ESTADÍSTICO

Al igual que ventajas la calificación estadística también cuenta con algunas desventajas. Por ende, el prestamista micro que no considere este tipo de limitantes corre el riesgo de incurrir en un proyecto fallido como consecuencia del uso inadecuado de una herramienta poderosa. De entre las principales desventajas se puede citar las siguientes⁸⁵:

Requiere de una cantidad importante de datos.- Dado que los prestatarios en microfinanzas trabajan por iniciativa propia y generalmente no cuentan con vastas historias crediticias, la calificación estadística no puede hacer uso de los mejores indicadores de riesgo; y en su defecto debe compensar esta deficiencia con un mayor número de características de menor significancia.

Requiere de información de calidad.- Considerando que las bases de datos contienen información imprecisa o aleatoria, existe un grado de perturbación que puede ocultar las señales de riesgo que debieran emitir las características presentes en las mismas. Por tanto, si las desviaciones no son mitigadas eficientemente, los resultados estadísticos se mostrarán imprecisos.

Depende de una integración con el Sistema de información gerencial (SIG).- La calificación estadística demanda de una integración al SIG dada su necesidad de retroalimentación continua; por lo tanto requiere de un programador que en asesoría de un consultor, entienda la lógica de la

⁸⁴ Op.cit. SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, p.2.

⁸⁵ Op.cit. SCHREINER Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, pp. 14 – 28.

herramienta e invierta suficiente tiempo en la programación, integración, implementación y elaboración de reportes.

El *scoring* estadístico no reemplaza al *scoring* subjetivo.- La calificación estadística reconoce que la calificación subjetiva funciona exitosamente en instituciones eficientes, con productos de buena calidad y con precios accesibles al segmento. Es así que la calificación subjetiva es imprescindible en la valoración de características y cualidades que no son captadas en la base de datos, y la calificación estadística se anexa como un paso adicional al proceso de evaluación tradicional que también se constituye en insumo para la formulación de políticas encaminadas a mitigar el riesgo.

En detalle se puede decir que la calificación estadística es aplicable posteriormente a la aprobación bajo las normas subjetivas tradicionales, ya que el *scoring* no almacena en la mayoría de los casos las solicitudes de crédito negadas y en el caso de que las registrara su comportamiento de pago sigue siendo incierto. Consecuentemente, el mecanismo analizado no reducirá el tiempo invertido en la recolección y la evaluación tradicional del cliente, más aún cuando este último es parte central de la metodología de microfinanzas.

Supone que el futuro será como el pasado.- “*El *scoring* estadístico no puede pronosticar algo que no haya sucedido antes muchas veces y que no haya sido registrado en la base electrónica*”⁸⁶. Considerando este particular sumado a las externalidades que conllevan cambios en los perfiles de riesgo de los individuos; el *scoring* necesita de una inteligencia y administración adecuada que ajuste la herramienta a los cambios en el contexto, la competencia e incluso a la política del prestamista.

Funciona con probabilidades no con certezas.- El resultado obtenido con el *scoring* estadístico es una probabilidad comprendida entre 0 y 1, mientras que el comportamiento real de las operaciones crediticias presenta dos alternativas (0 o 1). En consecuencia, la estimación realizada no es puntual o particular, sino en promedio para un grupo grande de préstamos. Esta situación implica que existirán casos en que operaciones con baja probabilidad de riesgo caerán en *default* y operaciones con alta probabilidad de riesgo no lo harán. Sin embargo, bajo el esquema exclusivo de calificación subjetiva

⁸⁶ Op.cit. SCHREINER Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, p. 23.

también se da la misma situación, pero dado que la calificación estadística suele ser explícita arrastra una mayor cantidad de críticas.

Es susceptible de usarse inadecuadamente.- El *scoring* estadístico emite un pronóstico al prestamista; pero en ningún caso le indica lo que debe hacer; de esta manera la herramienta analizada puede ser mal utilizada principalmente en las tres siguientes formas: 1) la administración ignora el pronóstico y continúa actuando como en el pasado, 2) se realizan excesivas excepciones a la calificación otorgada por el *score* y 3) los oficiales de crédito al conocer las particularidades del modelo de calificación estadística, alteran la probabilidad de riesgo real de los individuos, reemplazando las características verdaderas por aquellas que conllevan un menor nivel de riesgo.

3.4. BENEFICIOS ASOCIADOS AL SCORING ESTADÍSTICO

Hans Dellien y Mark Schreiner a partir de las experiencias recogidas de los proyectos de credit scoring financiados por el BID en Colombia y República Dominicana concluyen que:

El scoring estadístico para las microfinanzas reduce la mora y ahorra tiempo a los oficiales de crédito, incrementando las ganancias y mejorando la cobertura. Esto se consigue acercando el enfoque personalizado (de mano de obra intensiva) típico de las microfinanzas al modelo de uso de tecnología que los bancos utilizan para los préstamos de consumo⁸⁷.

En detalle se puede señalar que de la aplicación inicial de un sistema sencillo que otorga una calificación de riesgo al comportamiento de pago de los créditos, en función del histórico de créditos desembolsados y de la información conocida al momento de la evaluación, se puede conseguir tres tipos de beneficio⁸⁸.

Primero, reducir el número, monto y plazo de los préstamos desembolsados a los solicitantes de alto riesgo; en consecuencia se reduce el número de veces que los préstamos sufren atrasos y por ende se economiza el tiempo que los analistas de crédito destinan a la gestión de cobranzas.

⁸⁷ Op.cit. SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, p.5.

⁸⁸ Op.cit. SCHREINER Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, pp. 10,11.

Segundo, resaltar aquellos prestatarios quienes a pesar de no haber tenido problemas de repago de momento, tienen probabilidades de llegar a atrasarse posteriormente. Este pronóstico permite a los oficiales de crédito tomar precauciones al respecto e incluso realizar visitas anticipadas que posicionen a la IMF en la mente del cliente y que finalmente incidan en una contracción del tiempo invertido en cobranzas.

Tercero, priorizar los esfuerzos de cobranza de entre los prestatarios atrasados; atendiendo con mayor prolijidad aquellos casos identificados con mayor probabilidad de incurrir en retrasos extensos y en su defecto no visitar inmediatamente a prestatarios de bajo riesgo, quienes además de poseer la capacidad de solucionar el problema por sí mismos se verían avergonzados por una visita de cobranza.

Los tres tipos de beneficios expuestos confluyen directamente en el primer tramo de la afirmación de los autores citados, al justificar que la calificación estadística tiene incidencia real en el ahorro de tiempo de los oficiales de crédito y en la contracción de la morosidad.

El costo de oportunidad del excesivo tiempo que los oficiales de crédito invierten en la gestión de cobranzas es el tiempo de búsqueda de nuevos solicitantes y de realización de evaluaciones crediticias; por tanto, el *trade off* que la calificación estadística impulsa entre estas dos actividades, permite el incremento de los desembolsos crediticios y con ello mayor alcance, cobertura y ganancias. Adicionalmente, cabe señalar que estas últimas tienden a potenciar aun más su magnitud gracias al descenso que experimenta el nivel de provisiones con el control de la morosidad.

Esta confluencia de resultados positivos no hace más que validar el tramo restante de la afirmación presentada por los autores referidos inicialmente y con ello cerrar la caracterización de un círculo virtuoso que se origina en la aplicación de la herramienta de calificación estadística.

CAPÍTULO IV

EL PROGRAMA DE MICROFINANZAS DE UNA ONG ESPECIALIZADA QUE LABORA EN ECUADOR

4.1. LAS ONGs MICROFINANCIERAS EN EL ECUADOR: BREVE CONTEXTUALIZACIÓN DEL SECTOR

4.1.1. Orígenes y orientación

La incursión de las ONGs dentro del financiamiento microempresarial nace en Ecuador a partir de la reforma agraria en los años 60, en la que los nuevos campesinos “libres” requerían de acceso a servicios financieros para hacer factible su inserción dentro de la dinámica económica a través de la adquisición de insumos y herramientas que les permitiera desempeñar de inicio actividades agropecuarias de forma independiente y así también aprovechar la asistencia técnica que en ese entonces venía tanto del sector privado como público⁸⁹.

Pese a que *a posteriori* los convenios de cofinanciamiento entre el Banco Nacional de Fomento y las ONGs no dieron los resultados esperados en la transferencia sostenible de recursos hacia la población objetivo, dadas las dificultades de coordinación que experimentaron y también al enfoque asistencialista que aplicaron; la visualización de estos errores permitió que el financiamiento de pequeños productores gradualmente evolucione hacia un esquema de microfinanzas, el cual además de incorporar la visión de actores financieros de nueva generación, internalice prácticas ancestrales utilizadas con éxito en el sector no regulado.

Tiempo después bajo la consigna de mejorar y profesionalizar el esquema citado, un grupo de instituciones interesadas en profundizar en conocimientos de la temática constituyeron una organización sin fines de lucro denominada Red Financiera Rural (RFR) (2000), misma en su afán de fortalecer y expandir los servicios financieros de IMFs con potencial de autogestión, desarrolló en el año 2002 un proyecto de Autorregulación denominado SIAG, que en específico buscaría establecer indicadores, parámetros, reglamentaciones y políticas comunes, para aquellas instituciones

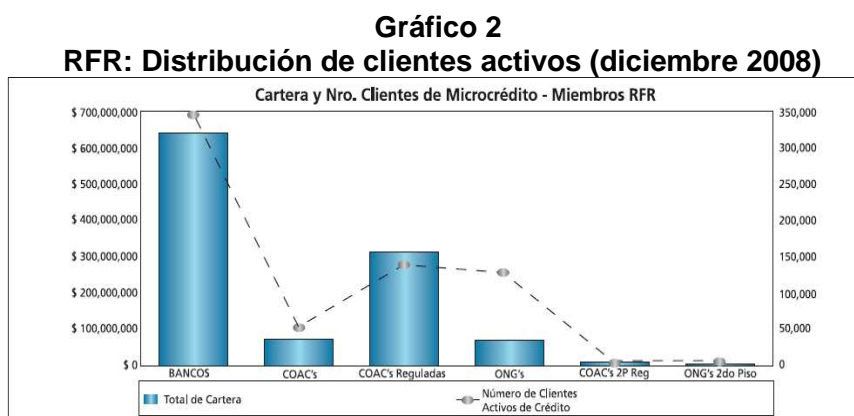
⁸⁹ USAID - DAI, *Ecuador: Moviendo fronteras en microfinanzas*, septiembre 2008, p.42.

no adheridas al control de la Superintendencia de Bancos y Seguros, pero con deseos de potenciar y especializar su actividad⁹⁰.

En estas circunstancias las primeras en adherirse fueron 4 ONGs y 4 Cooperativas no Reguladas (COACs), mismas que con el pasar del tiempo se incrementaron a 11 y 14 respectivamente (diciembre 2008); todas ellas con la finalidad de incentivar el desarrollo económico de sectores urbano marginales y rurales desde la provisión responsable de servicios financieros⁹¹.

4.1.2. Participación e incidencia de mercado de las ONGs

A diciembre 2008, las ONGs adscritas a la RFR manejaron una cartera activa de \$ 67'920,085 la cual se distribuyó en 125,416 clientes y representó el 6.06% de la cartera total de los miembros de la RFR⁹².



Fuente: RED FINANCIERA RURAL, *Boletín Microfinanciero N°21*, diciembre 2008.
Elaboración: RED FINANCIERA RURAL.

Así también la tasa de crecimiento anual de cartera de aquellas ONGs vinculadas al SIAG fue del 55.83% en el período 2008, con un saldo promedio por prestatario de \$598, el cual pese a su ligero incremento con respecto al período 2007 (\$491) se mostró como el de menor magnitud de entre los asociados a las entidades del ramo e incluso difiriendo substancialmente con relación al presentado por la COACs no reguladas (\$1,455)⁹³. De esta manera queda demostrado que las ONGs especializadas en microfinanzas concentran

⁹⁰ Ibid. P.49

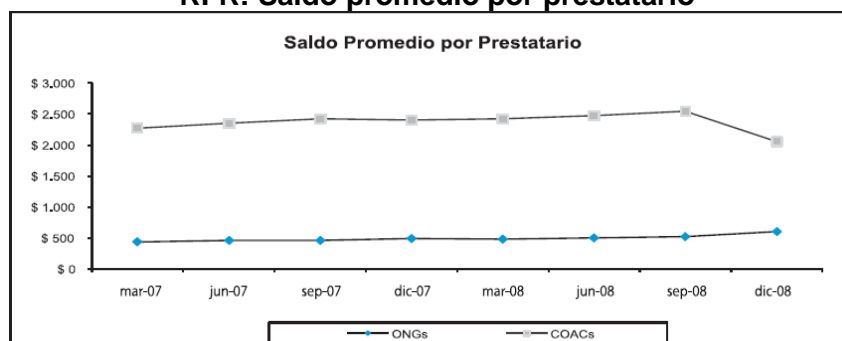
⁹¹ Id.

⁹² RED FINANCIERA RURAL (RFR), *Boletín Microfinanciero N°21*, diciembre 2008.

⁹³ Id.

su actividad primordialmente en aquellos clientes que desempeñan actividades productivas de subsistencia y acumulación simple.

Gráfico 3
RFR: Saldo promedio por prestatario



Fuente: RED FINANCIERA RURAL, *Boletín Microfinanciero N°21*, diciembre 2008.
Elaboración: RED FINANCIERA RURAL.

Finalmente, en cuanto a la calidad de cartera se refiere, el índice de cartera en riesgo mayor a 30 días indexado a este tipo de instituciones se ubicó a diciembre 2008 en 3.42%, evidenciando así un ratio relativamente bajo, que sin embargo, se incrementó substancialmente con respecto al conseguido en diciembre 2007 (1.85%) por circunstancias de mercado y entorno económico⁹⁴.

4.2. EL PROGRAMA DE MICROFINANZAS DE UNA ONG ESPECIALIZADA QUE LABORA EN ECUADOR

4.2.1. Perfil institucional

Identidad y Origen

La ONG seleccionada como caso de estudio es una fundación privada, ecuatoriana, sin fines de lucro creada por iniciativa de un grupo de empresarios de la pequeña industria y técnicos vinculados a esta temática, con el propósito de contribuir al desarrollo económico, social, tecnológico y educativo del Ecuador. Sus estatutos fueron aprobados mediante Acuerdo No. 144 del Ministerio de Bienestar Social cuya reforma fue autorizada con el Acuerdo Ministerial No. 1077 del 19 de mayo de 1994. Su domicilio principal está ubicado en la ciudad de Quito y dispone de cinco centros de servicios empresariales en las ciudades de: Riobamba, Ambato, Pelileo, Santo Domingo de los Colorados y Quito⁹⁵.

⁹⁴ Id.

⁹⁵ ONG, *Presentación institucional* (diciembre 2008)

Acorde con las directrices de este tipo de instituciones, la misión de la entidad seleccionada está dirigida a fortalecer a través del crédito la dinámica microempresarial bajo esquemas de responsabilidad social, con una visión encaminada al crecimiento y a la especialización microfinanciera, que en un futuro le permita constituirse en entidad regulada por la Superintendencia de Bancos y Seguros del Ecuador⁹⁶.

Características del programa⁹⁷

El programa de crédito de la ONG busca financiar a través de la metodología individual a trabajadores independientes dueños de su propio negocio y a microempresas legalmente constituidas, dedicadas a actividades económicas de pequeña escala con una nómina máxima de (10) trabajadores; que desarrollen actividades de producción, comercio y servicios dentro de los sectores urbano, urbano marginal y rural contemplados en la zona de influencia del programa.

El seguimiento personalizado, la atención directa en el propio negocio y la entrega paralela de un servicio de desarrollo empresarial, son algunas de las características diferenciadoras que además de propender el fortalecimiento de las unidades productivas y el incremento de ingresos en los hogares beneficiarios, busca potenciar las habilidades sociales, administrativas y técnicas del microempresario.

Mediante el cumplimiento de determinados requisitos, el programa de microfinanzas brinda al cliente la oportunidad de acceder a financiamiento destinado al incremento de capital de trabajo o a la adquisición o remodelación de activos fijos, de una forma rápida, con plazos cortos y re préstamos sucesivos que de manera escalonada pueden incrementarse de acuerdo al crecimiento de la unidad económica. Las garantías exigidas están correlacionadas con el monto del préstamo y pueden variar desde garantía personal, pasando por garantía prendaria hasta llegar a garantía hipotecaria. Sin embargo, lo importante de la constitución de las anteriores es la garantía moral que se desarrolla paralelamente.

⁹⁶ ONG, *Plan estratégico 2008 – 2010*.

⁹⁷ ONG, *Documento ONG y las Microfinanzas*, septiembre 2007.

En líneas generales, el programa mediante el cobro de tasas de interés de mercado y mediante la masificación y concentración geográfica de sus operaciones busca cubrir sus costos de operación y atender a un microempresario que desea ser tratado como un cliente que solicita un servicio y exige calidad en la prestación del mismo.

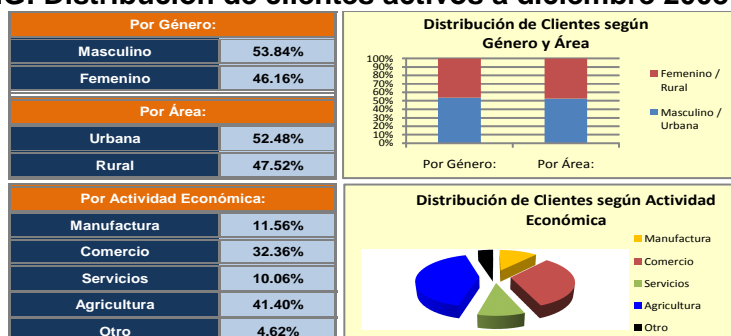
4.2.2. Focalización de mercado

Caracterizando la población objetivo del programa de microfinanzas de la ONG según cifras actualizadas a diciembre 2008, se puede decir que el 52.48% de los clientes activos de la institución son microempresarios localizados en el área urbana y el 47.52% restante microempresarios localizados en el área rural. La participación de estos últimos ha sido la de mayor crecimiento en los últimos años, dada la decisión institucional de financiar con mayor ahínco este tipo de clientes y en especial a quienes desempeñan actividades en el sector agropecuario.

Consecuentemente, los clientes activos del programa de microfinanzas desempeñan primordialmente actividades dentro de los sectores agropecuario (41.40%) y comercial (32.26%), seguidos posteriormente de quienes llevan adelante actividades económicas en los sectores de manufactura (11.56%) y servicios (10.06%).

En cuanto a segmentación de género, la distribución de clientes es relativamente equilibrada con un 53.84% de clientes hombres y un 46.16% de clientes mujeres.

Gráfico 4
ONG: Distribución de clientes activos a diciembre 2008 (N°1)

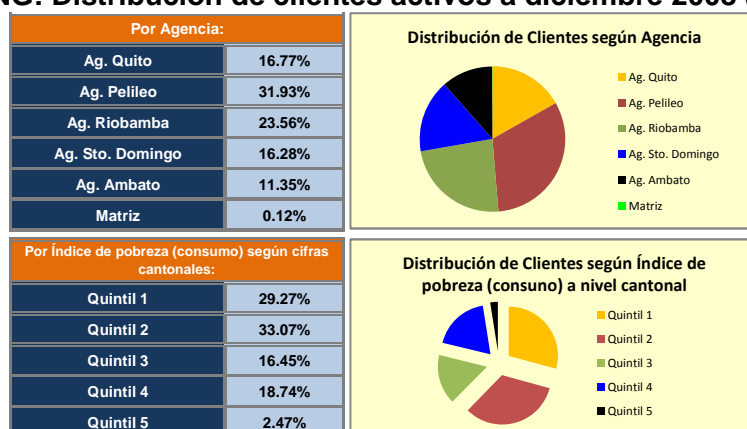


Fuente: ONG, *Reportes: Indicadores de gestión y Detalle de calificación de cartera*, diciembre, 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Considerando la distribución de clientes según la agencia de atención; se puede decir que las agencias Pelileo y Ambato atienden individualmente al 31,93% y al 11.35% de la población total, siendo estos últimos en su gran mayoría clientes rurales ubicados en los cantones San Pedro de Pelileo, Ambato, Cevallos, Baños, Santiago de Píllaro, Mocha, Tisaleo, Patate y Quero. Así también quienes acuden a la agencia Riobamba y representan el 21.93% de la población total, son aquellos clientes establecidos en los cantones Riobamba, Chambo, Colta, Guamote y Guano.

Por su parte, quienes se encuentran vinculados a las agencias Quito y Santo Domingo, con una participación sobre el total del 16.77% y 16.28% respectivamente, son clientes urbano marginales localizados en los cantones Quito y Santo Domingo.

Gráfico 5
ONG: Distribución de clientes activos a diciembre 2008 (N°2)



Fuente: ONG, *Reportes: Indicadores de gestión y Detalle de calificación de cartera*, diciembre, 2008.

Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Finalmente, en función del aglutinamiento de clientes dentro de los cantones clasificados ascendentemente en quintiles según su ratio de pobreza por consumo, puede afirmarse que si bien la mayor proporción de clientes se encuentra en cantones que presentan niveles de pobreza moderados, existe un 37.66% que se dispone en los tres quintiles de mayor pobreza.

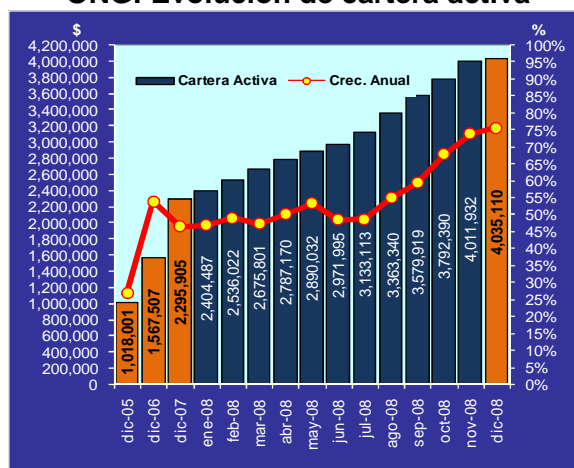
4.2.3. Cartera de créditos

Evolución y crecimiento

La cartera activa del programa de microfinanzas de la ONG analizada culminó el período anual 2008 con una magnitud de \$4'035,110, incurriendo así en una tasa de crecimiento anual del 75.75%, la cual superó con creces a la generada durante el período similar 2007 (46.47%) y se estableció cercana a la planificada para el período 2008 (79.38%).

Es importante señalar que la brecha existente entre el nivel de crecimiento planificado y el nivel real, se vio primordialmente originada en el último trimestre del año, en el que factores varios como: la desaceleración de la actividad crediticia en ciertas agencias de la Sierra centro (Pelileo y Riobamba) por condiciones de mercado, la existencia de un importante nivel de pre-cancelaciones y el recorte de financiamiento internacional por la elevada calificación de riesgo del país_(diciembre 2008); desalentaron una intensa dinámica de crecimiento, que hasta el mes de octubre cumplía con el nivel de crecimiento requerido para la consecución de la meta anual.

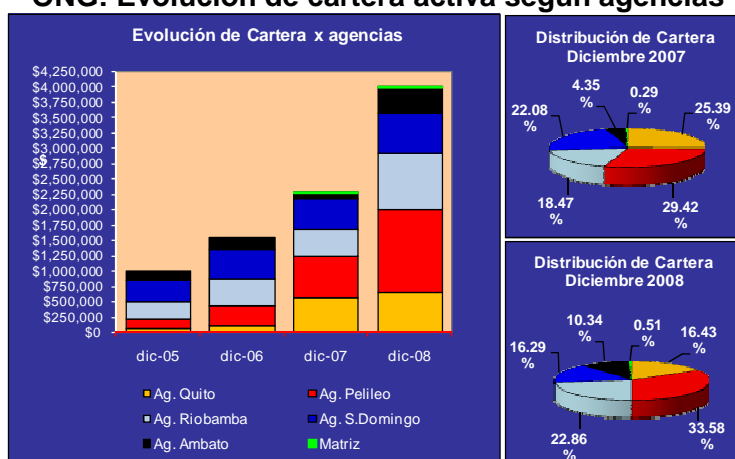
Gráfico 6
ONG: Evolución de cartera activa



Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Sin embargo, cabe resaltar que la evolución de la cartera institucional además de superar significativamente los niveles de crecimiento vislumbrados en los últimos cuatro años, se constituyó como una de las más sólidas de entre las instituciones pares, superando incluso a la experimentada por el sistema financiero regulado en el segmento de microfinanzas (34.85%).

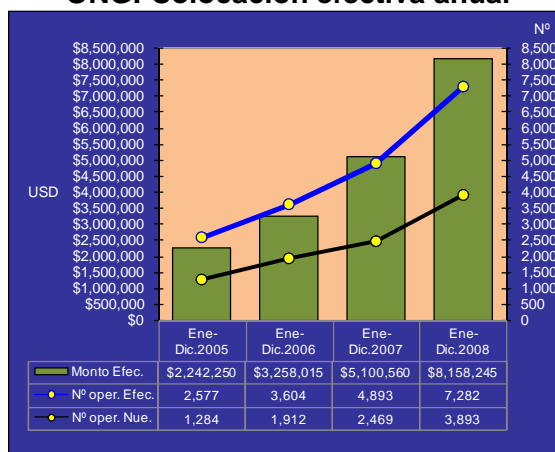
Gráfico 7
ONG: Evolución de cartera activa según agencias



Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

El crecimiento observado se cimentó endógenamente en el desempeño de las diferentes agencias; es así como el crecimiento intenso de las agencias de la Sierra central (Pelileo, Riobamba y Ambato) perfilado primordialmente en la colocación de cartera agrícola y en el mejor direccionamiento de sus productos crediticios hacia clientes localizados en zonas periféricas y rurales, se constituyó en el puntal dirimente que proyectó el crecimiento institucional.

Gráfico 8
ONG: Colocación efectiva anual



Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Especificando el desempeño del componente principal del crecimiento de cartera, el volumen de colocación efectiva conseguido durante el período anual 2008 fue de \$8'158.246, canalizados a través de 7,282 operaciones crediticias. De esta manera, la tasa de crecimiento entre el volumen de

colocación enero-diciembre 2007 y el volumen enero-diciembre 2008, fue del 59.95% en cuanto a monto y del 48.82% en cuanto número de operaciones; denotando de esta manera un crecimiento de monto ligeramente superior al experimentado en la transición 2006 – 2007 (56.55%), y una evolución más intensa en lo referente al número de operaciones (35.77%_(trans. 2006-2007)).

Este comportamiento, al referir un mayor nivel de crecimiento del monto de colocación comparado con el mostrado por el número de operaciones, incidió en la elevación del monto promedio de concesión de \$1,042_(enero-diciembre 2007) a \$1,120_(enero-diciembre 2008); no obstante, la mayor dinamia de crecimiento del número de operaciones sumado a la mayor participación del número de operaciones nuevas sobre la totalidad (50.46%_(enero-diciembre 2007) / 53.46%_(enero-diciembre 2008)) atenuaron la elevación del monto promedio.

En esta misma línea, si bien la participación de operaciones menores o iguales a \$600 se contrajo del 29.08%_(enero-diciembre 2007) al 24.50%_(enero-diciembre 2008), la mayor proporción de operaciones (84.00%) se mantuvo concentrada en montos individuales de entre \$300 y \$1,500.

Calidad de cartera y focos de riesgo crediticio

Tabla 1
ONG: Indicadores de calidad de cartera

ONG					
Calidad de Cartera Act.	dic-05	dic-06	dic-07	dic-08	Variación (Dic.07-Dic.08)
Cart. en riesgo a 1 día	15.02%	14.34%	9.24%	7.23%	baja
Cart. en riesgo > 5 días	10.05%	10.82%	8.40%	6.97%	baja
Cart. en riesgo > 30 días	5.55%	5.81%	5.34%	4.62%	baja
Tasa de cartera castigada	4.59%	3.39%	2.50%	2.95%	sube
Calidad de Créditos Act.	dic-05	dic-06	dic-07	dic-08	Variación
Nº de créditos en mora	331	437	432	529	sube
Créd. mor./ Créd. Act.	20.86%	19.28%	13.41%	10.27%	baja

Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

La calidad de cartera de la ONG analizada ha mejorado sostenidamente a partir del año 2006; en virtud de lo cual durante el año 2008 la brecha existente entre el ratio de morosidad (riesgo > 5días) de la ONG y el de Bancos y Cooperativas del Sistema Financiero regulado (SFR) tendió a contraerse, en una clara señal de que la entidad en este aspecto empezó a funcionar mayormente alineada con la industria.

Tabla 2
SFR y ONG: Índices de morosidad (riesgo > 5 días)

Institución / Fecha	dic-06	dic-07	mar-08	jun-08	sep-08	dic-08
Bancos	5.39%	4.28%	6.04%	4.98%	4.53%	4.42%
Cooperativas	5.06%	4.65%	5.87%	5.21%	5.11%	4.73%
Soc. Financieras	9.87%	15.64%	13.35%	10.41%	6.99%	7.90%
Inst. Públicas	6.65%	10.88%	16.06%	14.07%	15.37%	22.38%
Mutualistas	9.40%	21.56%	15.32%	9.39%	4.84%	7.16%
ONG	10.82%	8.40%	8.68%	8.95%	8.32%	6.97%

Fuente: SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, *Reportes gerenciales* y ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Sin embargo, si se compara su índice de cartera en riesgo mayor a treinta días a diciembre 2008 (4.62%) con el causado por el conjunto de ONGs adscritas al Sistema de Autoregulación (SIAG) de la RFR (3.42%), se puede concluir que su cartera de créditos aún lució comparativamente más contaminada que la de sus pares del ramo, pese a que su nivel de cartera castigada se incrementó de diciembre 2007 a diciembre 2008 del 2.50% al 2.95%.

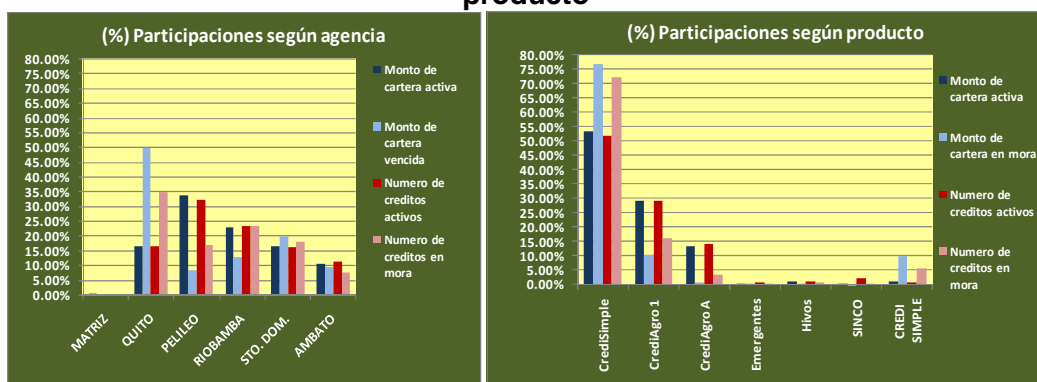
Tabla 3
ONG: Indicadores de calidad de cartera según agencia

AGENCIAS	Ag. Quito		Ag. Pelileo		Ag. Riobamba		Ag. Sto. Dom.		Ag. Ambato	
Calidad de Cartera Act.	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08
Cart. en riesgo a 1 día	5.48%	17.67%	0.75%	3.79%	15.18%	5.23%	19.22%	7.41%	13.46%	6.35%
Cart. en riesgo > 5 días	5.33%	17.47%	0.71%	3.39%	14.03%	5.00%	16.56%	7.26%	13.46%	6.13%
Cart. en riesgo > 30 días	2.60%	13.96%	0.45%	1.09%	9.03%	2.82%	10.94%	5.53%	10.58%	4.02%
Tasa de cartera castigada	3.39%	0.82%	0.00%	0.70%	1.70%	4.99%	2.11%	6.83%	11.45%	4.35%
Calidad de Créditos Act.	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08	dic-07	dic-08
Nº de créditos en mora	56	195	24	94	129	97	188	101	35	42
Créd. mor./ Créd. Act.	8.33%	22.65%	2.31%	5.66%	20.38%	8.04%	26.37%	12.11%	22.01%	7.22%

Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

En función del comportamiento y la magnitud que presentaron los índices de calidad de cartera tanto a nivel agregado como a nivel de agencias durante el año 2008, puede aseverarse que pese a la fluctuación positiva de sus ratios, las agencias que trabajaron mayoritariamente con clientes pertenecientes al área urbana (Ag. Quito y Ag. Santo Domingo) son aquellas que concentraron la mayor proporción de la cartera riesgosa de la institución; situación también visible en el mayor nivel de riesgo que comparativamente presentaron los productos dispuestos para los microempresarios urbanos que desempeñan actividades de comercio, producción y servicios (CrediSimple_(administración 2008) y CREDISIMPLE_(administración 2007)).

Gráfico 9
ONG: Focos de riesgo crediticio - Participaciones según agencia y producto



Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre, 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Considerando que los clientes urbanos representaron el 52.48% de los beneficiarios totales del programa, se hace evidente la necesidad de identificar en mayor profundidad sus características demográficas y de comportamiento, en pos de mejorar el proceso de selección y de aplicar estrategias diferenciadas que mejoren su comportamiento de pago.

4.2.4. Parámetros de funcionamiento microfinanciero

Gestión de activos y pasivos

La estructura y evolución de los componentes del balance financiero durante los años 2007 y 2008, refirió por una parte que la institución en pos de una mayor especialización en el ramo (cart. bruta / activo = 77.34%_(diciembre 2007) y 92.19%_(diciembre 2008)) se embarcó en un crecimiento intenso sustentado en un mayor nivel de apalancamiento (1.36_(diciembre 2007) / 1.83_(diciembre 2008)), el cual tuvo lugar gracias a la existencia de un patrimonio técnico (34.23%) que superó ostensiblemente los niveles requeridos por la Superintendencia de Bancos y Seguros para Bancos y Cooperativas (9% y 12% respectivamente)⁹⁸ y a la existencia de importantes líneas de financiamiento a nivel internacional.

⁹⁸ SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS DEL ECUADOR, *Capítulo I.- Relación entre el patrimonio técnico total y los activos y contingentes ponderados por riesgo para las instituciones del sistema financiero*, Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero, artículo 1, http://www.superban.gov.ec/downloads/normativa/nueva_codificacion/titulo_V/cap_1.pdf, Acceso: 11 de marzo del 2009, 15h28.

Tabla 4
ONG: Gestión de activos y pasivos

Indicadores	dic-07	dic-08
Cartera bruta / total activo	77.34%	92.19%
Pasivo / patrimonio	1.36	1.83
Finan. local / finan. total	39.64%	38.82%
Patrimonio técnico	43.03%	34.23%

Fuente: ONG, *Principales indicadores y evaluación mensual de resultados*, diciembre 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Pese a lo expuesto, la situación observada tenderá a cambiar sensiblemente durante el año 2009, especialmente en cuanto a la procedencia del financiamiento institucional, ya que dada la posición adoptada por el gobierno ecuatoriano en cuanto al no pago de ciertos tramos de la deuda comercial y la crisis de liquidez que empezaron a experimentar las diferentes economías mundiales, el financiamiento internacional se volverá limitado.

Productividad y Eficiencia

Tabla 5
ONG: Indicadores de productividad y eficiencia

Productividad	dic-05	dic-06	dic-07	dic-08
Nº de clientes activos	1575	2256	3184	5111
Tasa de variación anual. (clientes act.)	39.13%	43.24%	41.13%	60.52%
Ind. de clientes activos por empleado	43	55	68	71
Ind. de clientes activos por asesor	131	141	168	176
Eficiencia	dic-05	dic-06	dic-07	dic-08
Ind. costo operativo / cart. prom.	70.31%	53.31%	39.17%	32.65%
Ind. costo de personal / cart. prom.	50.73%	36.58%	25.83%	22.28%
Ind. costo administrativo / cart. prom.	19.58%	16.74%	13.34%	10.37%
Ind. costo por prestatario	463	361	288	257

Fuente: ONG, *Indicadores de gestión*, diciembre 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Comparando el desempeño de la ONG analizada con el presentado por el agregado de instituciones adscritas a la "Red Financiera Rural" a septiembre 2008, como por "Microfinance Información Exchange" a diciembre 2007; se puede decir que el nivel de productividad de sus empleados (71 clientes activos por empleado) así como el de sus oficiales de crédito (176 clientes activos por oficial de crédito) distó de los estándares referenciales expuestos en la tabla 6; mas es importante indicar que en comparación con las IMFs que aplican la metodología de crédito individual y con las que funcionan en pequeña escala a nivel de América Latina y el Caribe, la brecha existente no es significativamente amplia (Ver tabla 6).

En este punto cabe señalar que pese a que la entidad incrementó su número de clientes activos en un 60.52% durante el período diciembre 2007 – diciembre 2008, la etapa de renovación y formación de personal joven por la que atravesó, fue una de las limitantes coyunturales en la consecución de mejores niveles de productividad.

Tabla 6
Parámetros de referencia en cuanto a productividad y eficiencia

Eficiencia y Productividad	(RFR) septiembre 2008		(MIX) Diciembre 2007 - A. Latina y el Caribe			
	Todas las Inst.	ONG's	Tod. IMFs LAC	ONG's	Met. Ind.	Peq. Escala
Clientes de crédito / personal	166	165	120	134	103	118
Clientes de crédito / asesor	379	333	230	242	201	225
Índice del Gasto Operativo	7.10%	16.59%	19.50%	25.20%	13.80%	31.40%

Fuente: Red Financiera Rural (RFR), *Boletín Micofinanciero N°20*, septiembre 2008 y MICROFINANCE INFORMATION EXCHANGE (MIX), *Benchmarks – América Latina y el Caribe*, 2007.

Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Así también, en cuanto eficiencia operativa se refiere, la incidencia del gasto operativo dentro de la cartera bruta promedio de la institución (32.65%), a pesar de su continua contracción, superó ostensiblemente a los índices planteados por la (RFR) y (MIX), especialmente si se considera el estándar óptimo propuesto por la primera para las ONGs pequeñas (<20.00%)⁹⁹; sin embargo, si se adhiere al análisis del índice, la tendencia del mismo, el ratio planteado por la institución luce relativamente cercano al presentado por las entidades de pequeña escala y por las ONGs que laboran en Latinoamérica y el Caribe (Ver tabla 6).

Finalmente, el costo por prestatario anual mostrado por la institución al mes de diciembre 2008 (\$257), sobrepasó aún al propuesto por MIX a diciembre 2007, como resultado agregado de la gestión de sus integrantes que utilizaron la metodología de crédito individual a nivel regional (\$192)¹⁰⁰. Sin embargo, es necesario destacar que al igual que el índice de eficiencia operativa (gasto oper. / cart. prom.), la evolución del indicador analizado fue satisfactoria, acortando así la brecha existente entre este último y el indicador de referencia.

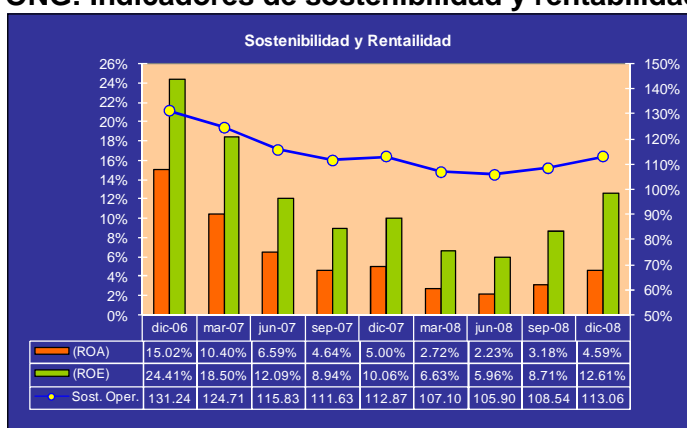
⁹⁹ RED FINANCIERA RURAL (RFR), *Informe de Desempeño Financiero y de Mercado (ONG analizada)*, marzo 2008, p.5.

¹⁰⁰ MICROFINANCE INFORMATION EXCHANGE (MIX), *Benchmarks – América Latina y el Caribe*, 2007.

Sostenibilidad y Rentabilidad

La fluctuación de los índices de sostenibilidad y rentabilidad durante el período diciembre 2007 – diciembre 2008 evidenció dos etapas marcadas, inicialmente durante el primer semestre 2008 mantuvo la tendencia contractiva vislumbrada en períodos anteriores influenciada por la continua contracción de los precios del dinero, más de allí en adelante se revirtió la tendencia, como consecuencia lógica de la aplicación de un nuevo esquema de funcionamiento, el cual estuvo basado en la aplicación de economías de escala y provisión de servicios complementarios.

Gráfico 10
ONG: Indicadores de sostenibilidad y rentabilidad



Fuente: ONG, Indicadores de gestión, diciembre, 2008
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

De esta manera, la capacidad de la entidad para generar ingresos que compensen sus gastos de operación, provisiones y financiamiento tendió a restablecerse; provocando así la elevación del índice de sostenibilidad operacional del 112.87%_(diciembre 2007) al 113.06%_(diciembre 2008); y por ende la recuperación de los índices de rentabilidad. Explícitamente, el índice de retorno sobre los activos (ROA) pasó del 5.00%_(diciembre 2007) al 4.59%_(diciembre 2008) y el de retorno sobre el patrimonio (ROE) del 10.06%_(diciembre 2007) al 12.61%_(diciembre 2008).

Finalmente, si se considera los índices propuestos por la Red Financiera Rural como estándares óptimos para las ONGs pequeñas (ROA \geq 4.00% / ROE \geq 10.00% / SOST. OP. \geq 110.00%)¹⁰¹, se puede concluir que los

¹⁰¹ Op.cit. RED FINANCIERA RURAL (RFR), *Informe de Desempeño Financiero y de Mercado (ONG analizada)*, marzo 2008.

ratios manejados por la entidad en cuanto a rentabilidad y sostenibilidad, tendieron a referir valores acordes a los parámetros de buenas prácticas.

CAPÍTULO V

MODELO DE SCORING PARA CLIENTES URBANOS: EL CASO DE UNA ONG ESPECIALIZADA EN MICROCRÉDITO

5.1. MARCO CONCEPTUAL Y METODOLÓGICO

5.1.1. Consideraciones preliminares

La elaboración de un modelo de *credit score* es una simbiosis de arte y ciencia, ya que mediante la aplicación de diversas técnicas y del ajuste de la información disponible se busca construir una ficha de calificación estadísticamente válida y plenamente adaptada a la noción del negocio¹⁰².

En esta medida, no existe una forma exclusiva de construir un modelo de *score*; sin embargo, su validación está relacionada tanto con el poder de predicción como con la coherencia de las relaciones de riesgo que establece.

5.1.2. Definición de la variable discriminante

Como punto de partida es necesario establecer la variable discriminante que permitirá al modelo segmentar las diferentes observaciones. En el caso de la calificación estadística crediticia implica generalmente la definición de clientes buenos y malos mediante el establecimiento de un punto de corte dentro de los valores que la variable considerada puede adoptar.

5.1.3. Análisis y estructura de la base de datos

Contenido de la base de datos

Conforme a lo estipulado en el capítulo III, referente a la elaboración de la ficha de calificación, la base de datos correspondiente debe contener además de la variable discriminante, un conjunto de variables que infieran el comportamiento de pago de los clientes. Los modelos utilizados en el segmento de microcrédito, generalmente utilizan variables que revelen: las características demográficas del cliente y su negocio, las condiciones de su relación crediticia, su capacidad de pago y su comportamiento de pago¹⁰³.

¹⁰² Op. cit. SINBAQUEDA, Lilian, *¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito*, p.4.

¹⁰³ Supra. P.32

Integridad de los datos

La data de las diferentes variables de la base de datos debe reflejar la información contenida en las solicitudes de crédito. Si ésta se ingresó conjuntamente con la elaboración de estas últimas no existirán mayores problemas de pérdida de información. Sin embargo, si la información es digitada en el sistema en un proceso posterior, el riesgo de asimetría de información tiende a ser elevado.

Por tal motivo, para validar el proceso de digitación es necesario realizar inicialmente una revisión de 40 a 50 solicitudes de crédito. Adicionalmente, se debe realizar pruebas estadísticas y de frecuencia de las diferentes variables con la finalidad de detectar errores en los datos y asegurar que la data se encuentre dentro de los rangos esperados (Ej: Edad: ≥ 18 años y ≤ 65)¹⁰⁴.

Análisis estructural de variables y contraste respecto a la variable discriminante

Finalizada la validación de la data y bajo la consigna de abordar uno de los principales postulados del estudio (identificar variables que determinan el comportamiento de pago de los clientes), el análisis estructural e individual de las variables permite caracterizar adecuadamente la tipología de los clientes que intervienen dentro de la base; así como también dilucidar desde algunas perspectivas su comportamiento de pago, una vez que se contrasta cada variable con la definida como discriminante.

El análisis individual de variables, además de contextualizar el desempeño crediticio de los clientes dentro del segmento de microcrédito, permite por una parte ajustar y seleccionar aquellas que podrían intervenir efectivamente dentro del modelo de calificación estadística como variables explicativas y por otra, aprobar o negar con argumentos las relaciones que se establezcan posteriormente a la realización del modelo.

¹⁰⁴ Op. cit. SINBAQUEDA, Lilian, *¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito*, p.5.

5.1.4. Selección de la técnica estadística a utilizar

Considerando específicamente que la construcción del modelo de *score* crediticio para la ONG en análisis persigue tanto la identificación y el entendimiento de las variables que inciden en el comportamiento de pago de sus clientes urbanos como la validación de su poder en la segmentación de clientes; los modelos de regresión funcionan como los más apropiados.

Los modelos de regresión permiten evaluar la relación entre una variable (dependiente) respecto a otras variables en conjunto (independientes). El objetivo principal de construir un modelo de regresión puede radicar en evaluar cómo afecta el cambio en unas características determinadas (variables independientes) sobre otra característica en concreto (variable dependiente), denominado modelo con fines explicativos; o también en intentar estimar o aproximar el valor de una característica (variable dependiente) en función de los valores que pueden tomar en conjunto otra serie de características (variables independientes), denominado entonces modelo con fines predictivos¹⁰⁵.

En virtud de que la variable dependiente o de interés es categórica binaria y que a través del modelo estadístico se desea inferir la probabilidad de que un individuo pertenezca a una de las dos opciones de la variable, el método estadístico adecuado para el diseño del *score* será el logístico binario, que adicionalmente fue definido de inicio.

Modelo logístico binario: Especificación y características

Una de las alternativas para la estimación de modelos binarios es el modelo logístico, mismo que mide la probabilidad de un suceso basado en la capacidad explicativa de variables de tipo continuo u categórico que utilizan para tal fin la función de distribución acumulada logística.

$$P_i = [Y_i = 1 | X_i] = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + Bx_i)}} = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} \quad (3)$$

La ecuación del modelo refiere que dado que (Z_i) puede tomar valores entre $(-\infty$ y $+\infty)$, (P_i) podrá adoptar valores acotados dentro del intervalo $(0, 1)$, lo cual ciertamente es una ventaja respecto los resultados que podrían generar

¹⁰⁵ PELÁEZ MORAL, Irene, *Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística*, capítulo 14, pp.195, 196, <http://www.revistaseden.org/files/14-CAP%2014.pdf>, Acceso: 26 de enero del 2009, 16h31.

los modelos de regresión lineal. De igual forma se puede constatar que (P_i) no presenta una relación lineal con (Z_i) y por ende tampoco con (X_i)¹⁰⁶.

Así como la ecuación (3) denota la probabilidad de que el evento definido como “1” suceda, la ecuación (4) define la probabilidad que el anterior no suceda.

$$1 - P_i = [Y_i = 0 | X_i] = \frac{1}{1 + e^{(\alpha + Bx_i)}} = \frac{1}{1 + e^{Z_i}} \quad (4)$$

Relacionando las ecuaciones (3) y (4), es posible hallar la razón de probabilidad en favor de que el evento definido como “1” se manifieste.

$$\frac{P_i}{1 - P_i} = \frac{1 + e^{Z_i}}{1 + e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (5)$$

La aplicación del logaritmo natural en la ecuación (5), hace factible encontrar una expresión denominada *logit*, la cual además de precisar el nombre del modelo, revela que el logaritmo de la razón de probabilidad es lineal tanto en X como en los parámetros, sin con ello decir que las probabilidades en sí mismas lo son¹⁰⁷.

$$\ln \frac{P_i}{1 - P_i} = Z_i = \alpha + Bx_i \quad (6)$$

Si bien el arreglo matemático de la ecuación (6) permitir utilizar el método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) en la estimación de casos repetidos; la estimación de casos individuales no utiliza el método reseñado sino el de máxima verosimilitud. Este último busca calcular aquellos valores (α , β) que hacen más verosímil la probabilidad de pertenecer a uno de los grupos en los que discrimina la variable dependiente. Usualmente, la determinación de los parámetros (α , β) implica la maximización de la función de verosimilitud¹⁰⁸

¹⁰⁶ GUJARATI, Damodar, *Econometría*, McGraw-Hill Interamericana, México, D.F., cuarta edición en español, 2003, pp. 574, 575.

¹⁰⁷ Id.

¹⁰⁸ NB. La función de verosimilitud es una función de densidad de probabilidad conjunta que puede escribirse como un

producto de las funciones de densidad individuales: $f(Y_1, Y_2, \dots, Y_n) = \prod_1^n f_i(Y_i) = \prod_1^n P_i^{Y_i} (1 - P_i)^{1 - Y_i}$

previa toma de su logaritmo neperiano. El cumplimiento de este procedimiento implica la igualación a cero de las derivadas de primer orden con respecto a cada uno de los parámetros y posteriormente la resolución del sistema de ecuaciones¹⁰⁹.

$$\ln L = \sum Y_i(\alpha + \beta x_i) - \sum \ln(1 + e^{\alpha + \beta x_i}) \quad (7)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha} = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta x_i}} \right) = 0 \quad (8)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \sum \left(Y_i - \frac{e^{\alpha + \beta x_i}}{1 + e^{\alpha + \beta x_i}} \right) x_i = 0 \quad (9)$$

Modelo logístico binario: Codificación y utilización de variables

Como se había mencionado anteriormente, las variables que intervienen en el modelo logístico pueden ser de diferentes tipos. Es así que la disposición adecuada y la codificación consensuada de estas últimas, facilitará en una siguiente etapa la interpretación del modelo.

Cumpliendo con este requerimiento se puede señalar:

- 1) La **variable dependiente** de corte dicotómico binario, codifica como “1” la ocurrencia del evento evaluado y codifica como “0” la ausencia del mismo¹¹⁰.
- 2) Las **variables independientes** al ser varias y de diferentes tipos, requieren de la siguiente especificación¹¹¹:
 - a. En caso de ser dicotómicas, se codifica como “1” la opción que favorece la ocurrencia del evento evaluado y como “0” la opción contraria.
 - b. En caso de ser categóricas cuyas opciones de respuesta superen las dos, se disponen a través de variables auxiliares *dummy*, las cuales son de naturaleza binaria y se crean en

¹⁰⁹ MEDINA MORAL, Eva, *Análisis discriminante con metodología logit*, Universidad Autónoma de Madrid, p.4, http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/dis_logit.pdf, Acceso: 16 de febrero del 2009, 19h17.

¹¹⁰ LÓPEZ Y TÉLLEZ, *Apuntes de Bioestadística*, Universidad de Málaga, p.53, <http://www.bioestadistica.uma.es/baron/apuntes/ficheros/cap08.pdf>, Acceso: 2 de marzo del 2009, 16h17.

¹¹¹ Id.

un número $(m-1)^{112}$, siendo “m” el número de opciones totales que presenta la variable¹¹³. En cada variable *dummy* se codifica como “1” la presencia de la opción correspondiente y como “0” las opciones restantes. Dado que el número requerido de variables ficticias siempre es menor que el de opciones totales, siempre existirá una opción de respuesta que no tenga asociada una variable *dummy*. Esta última puede ser identificada por ser codificada como “0” en todas las variables ficticias creadas dentro de la variable explicativa abordada, constituyéndose adicionalmente en la opción de referencia sobre la cual se realizan todas las comparaciones¹¹⁴.

Tabla 7
Ejemplo: Variables *dummy* creadas para una variable de tres categorías

Tabaquismo	Tabac1	Tabac2
Fumador	1	0
No fumador	0	1
Exfumador	0	0

Fuente: PELÁEZ MORAL, Irene, Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística, capítulo 14, pp.198
Elaboración: PELÁEZ MORAL, Irene.

- c. En caso de ser numéricas no requerirán de codificación alguna.

Modelo logístico binario: Interpretación del modelo y sus regresores

La interpretación del modelo de regresión logística requiere de la utilización de los denominados OR^{115} , que no son más que una medida para cuantificar el riesgo que se desprende de la obtención de los coeficientes de regresión ($OR = \text{Exp}(\beta)$). Éstos pueden definirse como el cociente entre la probabilidad de poseer una característica y la de no poseerla¹¹⁶.

¹¹² NB. La condición $(m-1)$ expuesta para la creación de variables *dummy*, permite evitar la “trampa de la variable dicotómica”, que refiere una situación perfecta de colinealidad o multicolinealidad.

¹¹³ Op. cit. GUJARATI, Damodar, *Econometría*, p. 289.

¹¹⁴ *Ibid.* p.290.

¹¹⁵ NB. OR= índice de Oportunidad Relativa; también conocido como “odds ratio”

¹¹⁶ Op. cit. PELÁEZ MORAL, Irene, *Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística*, p.204.

Con la ayuda de estos últimos se puede evaluar la influencia de cada variable independiente sobre el resultado. Así un OR mayor que uno indica incremento en la probabilidad de ocurrencia del evento definido como “1” en la variable binaria, y un OR menor que uno indica disminución¹¹⁷.

Si la variable independiente es numérica, el OR asociado representa la probabilidad de que suceda el evento definido como “1” en los individuos que presentan un valor x frente a la probabilidad de los que presentan un valor $(x-1)$ ¹¹⁸. Esto quiere decir que considerando la variable explicativa “años de estudio culminados” en la predicción de clientes malos, la OR correspondiente reflejará la probabilidad de ser malos que tienen los individuos con 9 años de estudio frente a la probabilidad que tienen los de 8 años. Complementariamente, cabe señalar que esta relación se mantiene constante a lo largo de todos los valores que la variable independiente puede adoptar

En otro caso, si la variable independiente es categórica, el OR correspondiente representa la probabilidad de que suceda el evento definido como “1” en los individuos que poseen una determinada característica frente a los que presentan otra que previamente fue designada como de referencia¹¹⁹. Explícitamente, considerando la variable explicativa “género” con la codificación “1” para hombres y “0” para mujeres (opción de referencia) en la predicción de clientes malos, la OR asociada representa la probabilidad de ser malos que tienen los hombres frente a la probabilidad que tienen las mujeres.

5.1.5. Selección de muestras

El conjunto de observaciones utilizado para la formulación del modelo, también conocido como muestra de desarrollo, debe dividirse en dos.

Entre el 80 y 85% de los casos que conforman la muestra de desarrollo ingresará al modelo como insumo para la estimación; mientras que los restantes casos servirán para una posterior validación de la ficha de calificación obtenida¹²⁰.

¹¹⁷ Op. cit. LÓPEZ Y TÉLLEZ, *Apuntes de Bioestadística*, p.52.

¹¹⁸ AGUAYO, Mariano, *Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS® “paso a paso”*, Fundación Andaluza Beturia para la investigación en Salud, pp.1,2, http://www.fabis.org/html/archivos/docuweb/Regres_log_1r.pdf, Acceso: 26 de enero del 2009, 16h23.

¹¹⁹ Op. cit. PELÁEZ MORAL, Irene, *Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística*, p.211.

¹²⁰ Op. cit. SINBAQUEDA, Lilian, *¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito*, p.9.

Es necesario que la proporción de casos que no ingresa al modelo (15-20%) sea seleccionada aleatoriamente y que en la medida de lo posible guarde una estructura de buenos y malos similar a la del 80 u 85% restante¹²¹.

5.1.6. Selección de variables que ingresarán a la estimación del modelo

Como consecuencia del análisis estructural de cada una de las variables y de su contraste respecto a la variable discriminante, en este punto se debe especificar las variables que ingresarán conjuntamente con la variable dependiente a la estimación del modelo con el paquete estadístico SPSS®.

En esta instancia además de seleccionar las variables, se debe definir su tipología, para que en el caso de ser categóricas, el programa estadístico SPSS® pueda crear las variables *dummy* correspondientes.

5.1.7. Selección y validación del modelo

La modelación de la ficha de calificación es un proceso dinámico que implica la búsqueda de aquellas variables explicativas que además de presentar significancia estadística individual y conjunta, deben favorecer la capacidad predictiva del modelo.

El cumplimiento del proceso expuesto requiere de la aplicación de ciertas pruebas de significancia definidas específicamente para la validación de del modelo logístico binario y de las variables que lo conforman.

Modelo logístico binario: Pruebas de validación individual Estadístico de Wald

El estadístico de WALD es el indicador comúnmente utilizado en la validación de la significancia individual de las variables que conforman el modelo logístico. Éste se construye a partir del cociente entre el cuadrado del estimador (\hat{B}_i) asociado a la variable y el cuadrado de su error estándar ($EE_{\hat{B}_i}$).

¹²¹ Id.

$$WALD = \left(\frac{\hat{\beta}_i}{EE_{\hat{\beta}_i}} \right)^2 \quad (10)$$

Este estadístico sigue una distribución $\chi^2 k$ (chi cuadrado con k grados de libertad. Si la variable analizada es numérica, (K) es igual a “1” y si en su defecto es categórica, (K) es igual al número de categorías menos una¹²².

El objetivo del estadístico citado es contrastar la hipótesis nula (H_0) de que el valor de ($\hat{\beta}_i$) sea igual a “0”. Por tanto, dado un nivel de significancia (α), que por lo general es del 5 % (asociado a un nivel de confianza del 95%), si el valor resultante del estadístico de Wald es mayor que el valor crítico $|\chi^2 k|$ se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el coeficiente evaluado es significativo¹²³.

Por lo general la tabla de resultados que muestra el programa estadístico SPSS® en la corrida de un modelo logístico, presenta para cada variable el valor de su estimador, el valor del estadístico de Wald correspondiente y su nivel de significancia. En este caso el contraste de la hipótesis nula (H_0) se da de la siguiente forma. Si el nivel de significancia del estadístico de Wald asociado a la variable es inferior al nivel de significancia crítico definido previamente (5%), entonces se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el coeficiente es significativo.

Modelo logístico binario: Pruebas de validación conjunta

Tabla de Clasificación

Uno de los caminos más sencillos para determinar la bondad de ajuste en un modelo logístico es contrastar mediante una tabla los valores reales y los valores pronosticados de la variable dependiente. Este ejercicio permitirá determinar el porcentaje de aciertos del modelo, tanto a nivel de opciones de respuesta como a nivel global. Adicionalmente, cabe señalar que la

¹²² UNIVERSIDAD DE HUANCVELICA, *Análisis de Regresión Logística*, Facultad de Ingeniería, p.2, <http://www.unh.edu.pe/ingenieria/ingenieria/profesores/ecqp/assignaturas/clases/teoria/9/clase-regresion-logistica1.doc>, Acceso: miércoles 25 de febrero del 2009, 18h00.

¹²³ Id.

clasificación de los valores pronosticados dependerá de la definición previa de un punto de corte¹²⁴.

Tabla 8
Ejemplo: Tabla de Clasificación

Classification Table ^a					
Observed			Predicted		
			cliente bueno/malo		Percentage Correct
Step 1	cliente bueno/malo		Malo	Bueno	
	Malo		305	36	89.4
	Bueno		16	1754	99.1
Overall Percentage					97.5

a. The cut value is .500

Fuente: SPSS, Base de ejemplo.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Coeficiente de verosimilitud

La verosimilitud es la probabilidad de los resultados obtenidos dada la estimación de los parámetros del modelo. Este valor al provenir de una función que se construye a partir del producto de probabilidades siempre será menor que uno y si a la función anterior se le ha tomado el logaritmo natural este además de ser bastante pequeño será también negativo¹²⁵.

El logaritmo de la verosimilitud multiplicado por (-2) es un valor que mide el ajuste del modelo hacia los datos; cuanto más pequeña sea su magnitud mejor será el ajuste¹²⁶.

Sin embargo, la evaluación de la hipótesis nula (H_0) que considera que los coeficientes de la regresión (excepto el término constante) con iguales a "0", requiere de la utilización del ratio de verosimilitud, el cual se distribuye según una χ^2_k (chi cuadrado con k grados de libertad)¹²⁷.

$$\text{Ratio_de_verosimilitud} = -2 \ln \left(\frac{\text{verosimilitud}_{(\text{mod.restringido})}}{\text{verosimilitud}_{(\text{mod.final})}} \right) \quad (11)$$

¹²⁴ Op. cit. MEDINA MORAL, Eva, *Análisis discriminante con metodología logit*, Universidad Autónoma de Madrid, p.8.

¹²⁵ Op.cit. AGUAYO, Mariano, *Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS® "paso a paso"*, p.12.

¹²⁶ Id.

¹²⁷ MOLINERO, Luis, *¿Qué es el método de estimación de máxima verosimilitud y cómo se interpreta*, Asociación de la Sociedad Española de Hipertensión (SHE), <http://www.seh-lelha.org/maxverosim.htm>, Acceso: 28 de febrero del 2009, 10h05.

$$\text{Ratio_de_ver.} = (-2 \ln \text{ver.}(\text{mod. rest.})) - (-2 \ln \text{ver.}(\text{mod. final})) \quad (12)$$

En consecuencia, a un nivel de significancia (α), que por lo general es del 5 % (asociado a un nivel de confianza del 95%), si el valor resultante del ratio de verosimilitud es mayor que el valor crítico $|\chi^2 k|$, se rechaza la hipótesis nula y se concluye el modelo es significativo.

Por lo general la tabla de resultados que muestra el programa estadístico SPSS® en la corrida de un modelo logístico, define el valor del ratio de verosimilitud como la del estadístico chi cuadrado, que tiene asociados tanto sus grados de libertad como su nivel de significancia. En este caso el contraste de la hipótesis nula (H_0) se da de la siguiente forma. Si el nivel de significancia del estadístico chi cuadrado es inferior al nivel de significancia crítico definido previamente (5%), entonces se rechaza la hipótesis nula y se concluye que el modelo es significativo.

R² cuadrado de Cox y Snell¹²⁸

Es un coeficiente de determinación que mide la proporción de varianza de la variable dependiente que se encuentra explicada por las variables independientes. Este coeficiente se basa en la comparación del logaritmo de la verosimilitud del modelo final, con el de la verosimilitud del modelo base (incluido únicamente el término constante) y presenta valores acotados dentro del intervalo (0,1); donde el valor “1” expresa que la varianza de la variable dependiente se encuentra totalmente explicada por las variables independientes.

R² cuadrado de Nagelkerke¹²⁹

Dado que el coeficiente de Cox y Snell en el caso de un modelo perfecto no alcanza el valor máximo “1”, el coeficiente conocido como la R² de Nagelke corrige la escala del anterior y brinda efectivamente la posibilidad de que el estadístico de determinación puede tomar la totalidad de los valores comprendidos en el rango (0,1).

¹²⁸ Op.cit. AGUAYO, Mariano, Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS® “paso a paso”, p.13.

¹²⁹ Ibid. P.14.

Prueba Kolmogorov – Smirnov (K-S)

La prueba Kolmogórov-Smirnov, más conocida como K-S, es una prueba no paramétrica utilizada para determinar la bondad del ajuste entre dos distribuciones de probabilidad, generalmente una asociada a los datos estimados y otra definida teóricamente¹³⁰.

Específicamente, la prueba trabaja con las distribuciones de frecuencia acumulada (en términos porcentuales) y está interesada en encontrar la mayor desviación existente entre las dos a lo largo del rango de valores de X ¹³¹.

$$D_{v \max} = \text{Max}|F(x) - G(x)| \quad (13)$$

Sin embargo, en el caso de un modelo de *score*, la prueba K-S busca testar la capacidad del modelo para discriminar entre las opciones de la variable dependiente (clientes buenos y malos). Es así como bajo este esquema los valores estimados del modelo alimentan las distribuciones de buenos y malos, que posteriormente serán comparadas en busca del rango de mayor desviación.

Si la desviación encontrada alcanza un valor oscilante alrededor del 80%, se puede concluir que el modelo tiene capacidad para clasificar acertadamente entre las opciones que presenta la variable dependiente.

5.1.8. Prueba del modelo con muestra de verificación (back testing)

El 15% o el 20% de las observaciones que fueron extraídas de la muestra de desarrollo y que no ingresaron a la estimación del modelo (muestra de verificación), servirán en esta instancia del proceso para probar la capacidad predictiva del modelo.

Es así como la construcción de una tabla de contingencia y la aplicación de la prueba K-S en los resultados que arroje la corrida del modelo final con las

¹³⁰ FUENTES, Iván, *Pruebas de Bondad*, Foro de Estadística, http://foros.emagister.com/commons_v2/DescargarFichero.php?id_fichero=143677&id_foro=12873, Acceso: sábado 28 de febrero del 2009, 11h00.

¹³¹ UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA, *Prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov-Smirnov (KS)*, http://www.ulpgc.es/hege/almacen/download/5/5015/Complemento_3_Prueba_de_Bondad_de_Ajuste_de_Kolmogorov_Smirnov.pdf, Acceso: sábado 28 de febrero del 2009, 11h35.

observaciones de la muestra de verificación, permitirán verificar si el porcentaje aciertos y la desviación máxima entre las distribuciones de buenos y malos concuerdan con lo estipulado inicialmente por el modelo.

5.2. DESARROLLO DEL MODELO DE SCORING

5.2.1. Variable discriminante

La variable “días de atraso” es la variable considerada como discriminante en el presente modelo de *credit scoring* para clientes urbanos, siendo el punto de corte definido siete (7) días de atraso. Por tanto, los clientes con atrasos mayores a siete días (7) serán catalogados como “malos”, y llevarán la codificación “1” dentro de la variable binaria, mientras que quienes no superen el límite estipulado serán clasificados como “buenos” y llevarán la codificación “0” respectivamente.

La elección del punto de corte en la variable días de atraso se dio como resultado de un conversatorio a nivel del equipo de crédito que concluyó que en virtud de que a nivel urbano no existen mayores inconvenientes en cuanto a transportación, aquellos clientes que no cumplen con sus pagos en la semana posterior al vencimiento pueden considerarse como malos dado que su seguimiento implica mayores costos de oportunidad para la institución.

5.2.2. Análisis estructural de variables explicativas y contraste respecto a la variable discriminante

Variable 1: Género

La variable género es una variable demográfica del cliente que adopta los valores nominales masculino y femenino. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido vislumbró que los clientes urbanos de la institución se distribuyen de manera relativamente equitativa entre las opciones de género masculino (45.57%) y femenino (54.43%); sin embargo, se evidenció también una supremacía real por parte del género femenino.

Tabla 9
Análisis de frecuencia: variable nominal género



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según la opción de género de los diferentes casos, se puede concluir que a nivel urbano la proporción de clientes malos es mayor en los miembros del género masculino (16.53%) que en los del género femenino (15.84%), incluso superando levemente la estructura natural de la opción malos dentro de la variable tipo de cliente (16.15%).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable género hacen factible que esta última sea incluida en un modelo estadístico de *score*.

Gráfico 11
Tipo de cliente según género

Tipo de cliente		
	%	N°
Malo	16.15	341
Bueno	83.85	1770
Total	100.00	2111

Masculino			Femenino		
	%	N°		%	N°
Malo	16.53	159	Malo	15.84	182
Bueno	83.47	803	Bueno	84.16	967
Total	100.00	962	Total	100.00	1149

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 2: Rango de Edad

La variable rango de edad es una variable demográfica del cliente que adopta valores escalares agrupados en los rangos: 18 a 25 años, 26 a 35 años, 36 a 45 años, 46 a 55 años, 56 a 65 años y mayores de 65 años. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma

no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expone que el 93.73% de los clientes urbanos de la institución mantienen una edad comprendida entre 18 y 55 años, siendo los rangos que aglutinan un mayor número de casos los de 26 a 35 años (36.29%) y los de 36 a 45 (27.71%) años, seguidos posteriormente por los de 46 a 55 años (14.97%) y los de 18 a 25 años (14.73%), con lo cual queda constatado que el microempresario financiado por la ONG analizada es principalmente joven adulto.

Tabla 10
Análisis de frecuencia: variable escalar rango de edad

Número de casos	Válidos		2111
	Perdidos		0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado
18 - 25	311	14.73	14.73
26 - 35	766	36.29	51.02
36 - 45	585	27.71	78.73
46 - 55	316	14.97	93.70
56 - 65	127	6.02	99.72
mayor a 65	6	0.28	100.00
Total	2111	100.00	

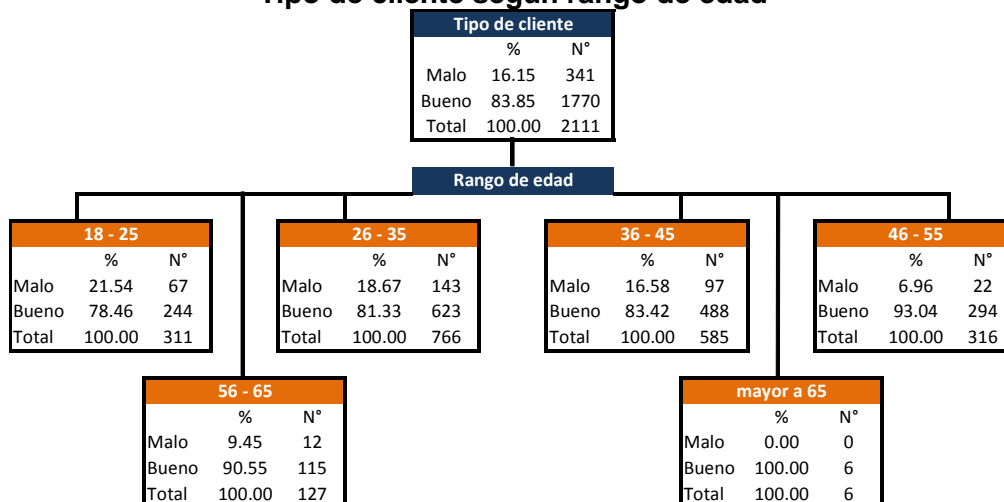
Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el rango de edad en el que se insertan los diferentes casos, se puede concluir que a nivel urbano la proporción de clientes malos tiende a disminuir conforme el rango de edad aumenta. De esta manera los clientes que mantienen una edad comprendida entre los 18 y 25 años presentan una proporción de malos del 21.54% mientras que los que mantienen una edad comprendida entre 46 y 55 años, entre 56 y 65 años y los mayores de 65 años, presentan una proporción de malos del 6.96%, del 9.45% y del 0.00%. Por su parte, los rangos de edad que denotan mayor concentración (26 a 35 años y 36 a 45 años) revelan un nivel proporcional de malos del 18.67% y del 16.58% respectivamente, los cuales guardan coherencia con la estructura natural de la opción malos de la variable tipo de cliente (16.15%) pese a superarla fehacientemente.

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable rango de edad hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico; sin embargo, dado el escaso

número de observaciones en el rango mayores de 65 años, éste se fusionará con el precedente, formando el rango mayor de 55 años.

Gráfico 12
Tipo de cliente según rango de edad



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 3: Nivel de instrucción

La variable nivel de instrucción es una variable demográfica del cliente que adopta los valores nominales: no definido (N/D), ninguna, primaria, secundaria, técnica y superior. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expone que el 91.80% de los clientes urbanos revelan mantener o bien instrucción secundaria (47.32%) o bien instrucción primaria (44.48%), siendo las opciones complementarias de instrucción, opciones marginales. Es así que los clientes con instrucción superior (6.02%), técnica (0.81%), ninguna (1.14%) y no definida (0.24%) se constituyen en grupos minoritarios.

En función de la estructura expuesta se puede señalar que a nivel institucional el emprendimiento microempresarial es principalmente una opción de quienes no pudieron alcanzar un nivel de instrucción profesional.

Tabla 11
Análisis de frecuencia: variable nominal nivel de instrucción

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
N/D	5	0.24	0.24	
Ninguna	24	1.14	1.37	
Primaria	939	44.48	45.86	
Secundaria	999	47.32	93.18	
Técnica	17	0.81	93.98	
Superior	127	6.02	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

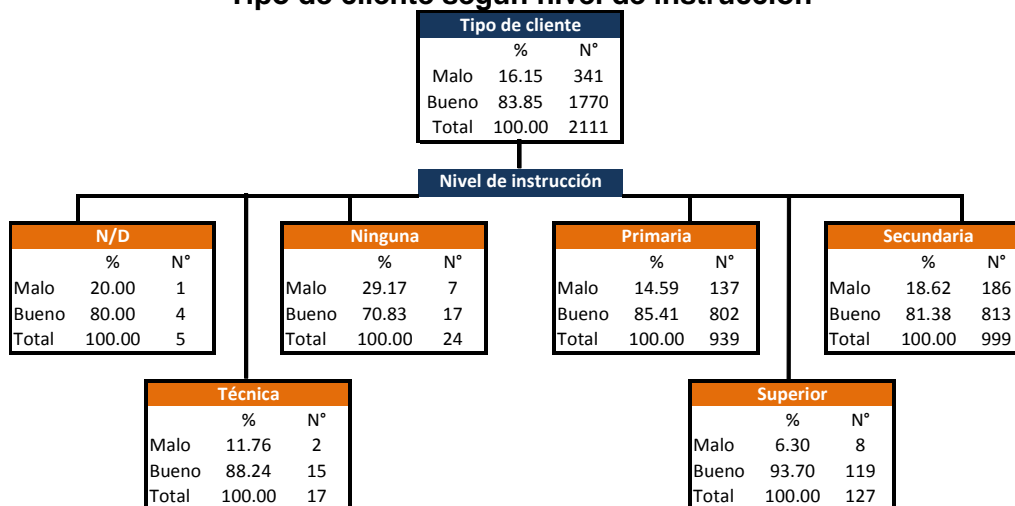
Examinando la variable tipo de cliente según el nivel de instrucción de los diferentes casos, se puede apreciar por una parte que a nivel urbano la proporción de clientes malos tiende a disminuir conforme incrementa el nivel de instrucción; y por otra, que a pesar de aquello el grupo de clientes con instrucción primaria (uno de los grupos mayoritarios) rompe la tendencia citada y en específico presenta una proporción de clientes malos (14.59%) inferior a la mostrada por los clientes con instrucción secundaria (18.62%). En los restantes grupos se mantiene la tendencia, pasando así de una proporción de malos del 29.17% en quienes no poseen instrucción a una del 11.76% y del 6.30% en quienes tienen instrucción técnica y superior respectivamente.

Comparando la participación de los clientes malos en los valores de la variable analizada con la correspondiente a la estructura natural de la opción en la variable tipo de cliente (16.15%), se puede indicar que los valores instrucción primaria y secundaria son aquellas que guardan mayor coherencia con el parámetro referido (Ver gráfico 13).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable nivel de instrucción hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico; sin embargo, dado el escaso número de observaciones en el nivel de instrucción técnica, éste se internalizará dentro del nivel de instrucción superior, entendiendo que el referido implica una formación profesional. Y por otro lado también se internalizarán las observaciones de la opción no definida, dentro de la opción ninguna, ya que éstas se originan por el recelo de dar a conocer un nulo o bajo

perfil de instrucción. En ambos casos la reclasificación no implica modificar la estructura original de buenos y malos.

Gráfico 13
Tipo de cliente según nivel de instrucción



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 4: Estado civil

La variable estado civil es una variable demográfica del cliente que adopta los valores nominales: soltero, casado, divorciado, viudo, unión libre y separado. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expresa que el 84.13% de los clientes urbanos revelan o bien mantener condición de casados (52.63%) o bien condición de solteros (31.50%); seguidos lejanamente por quienes mantienen condición de separados (6.68%) y de divorciados (4.55%); y finalmente de quienes marginalmente afirman mantenerse en unión libre (2.98%) o viudos (1.66%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que a nivel institucional, si bien los clientes casados son el grupo microempresarial mayoritario, la diferencia de participación con respecto a quienes no realizan vida en pareja es corta, por lo cual es factible deducir que la participación es mixta.

Tabla 12
Análisis de frecuencia: variable nominal estado civil

Número de casos	Válidos	2111
	Perdidos	0

Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado
Soltero	665	31.50	31.50
Casado	1111	52.63	84.13
Divorciado	96	4.55	88.68
Viudo	35	1.66	90.34
Unión Libre	63	2.98	93.32
Separado	141	6.68	100.00
Total	2111	100.00	

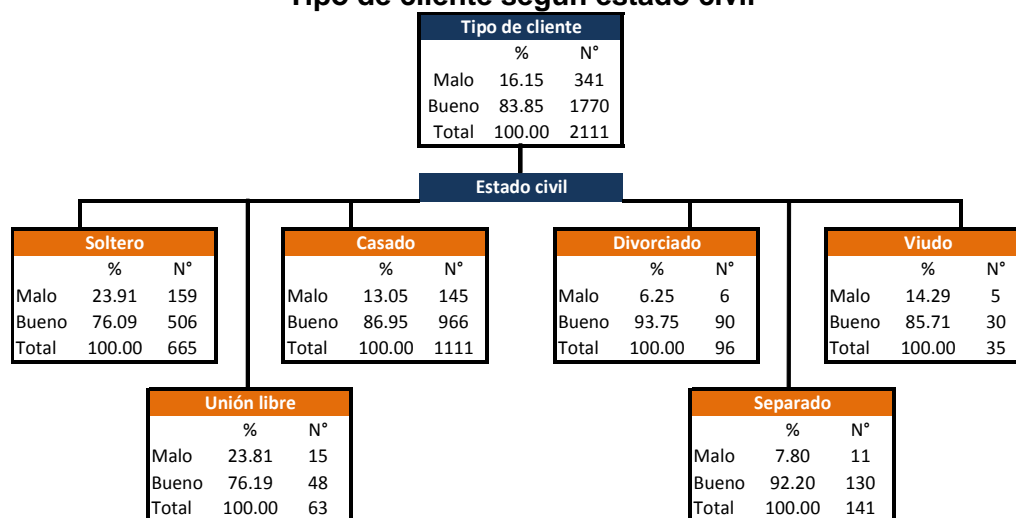
Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el estado civil de los diferentes casos, se puede apreciar varios aspectos. El primero es que entre los clientes urbanos de condición antagónica (solteros y casados), la proporción de clientes malos tiende a ser elevada del lado de los solteros (23.91%) en contraste de los casados (13.05%); el segundo es que en aquellos clientes urbanos que han experimentado una ruptura en su relación marital, la proporción de malos tiende a contraerse substancialmente (6.25% - divorciados y 7.80% - separados); el tercero es que los clientes urbanos que presentan condición de viudos muestran una proporción de malos (14.29%) similar a la expuesta por los clientes casados, lo cual manifiesta que el comportamiento de pago de quienes vieron terminar su matrimonio de forma inesperada (muerte cónyuge) se mantiene pese a su cambio de condición; y el cuarto es que los clientes urbanos que se encuentran en unión libre, muestran una proporción de malos (23.81%) significativamente superior a la de su grupo similar (casados), con lo cual se puede afirmar que entre estados de unión marital, el comportamiento de pago difiere en función de la formalidad o no de la relación.

Comparando la participación de los clientes malos en los valores de la variable analizada con la correspondiente a la estructura natural de la opción en la variable tipo de cliente (16.15%), podemos indicar que los diferentes valores difieren considerablemente del parámetro referenciado, así el grupo de los solteros y de los unidos libremente lo superan substancialmente, mientras que quienes muestran los restantes estados civiles evidencian ubicarse por debajo del nivel (Ver gráfico 14).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable estado civil hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico; sin embargo, dada la similitud de comportamiento y en función de masificar observaciones minoritarias se fusionará las opciones divorciado y separado.

Gráfico 14
Tipo de cliente según estado civil



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 5: Actividad económica

La variable actividad económica es una variable demográfica del cliente que adopta los valores nominales: agropecuaria, manufactura, construcción, comercio, servicios y otras. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expone que las actividades económicas principalmente financiada entre los clientes urbanos son las comerciales (53.24%), seguidas posteriormente de las de servicios (17.62%), manufactura (16.96%) y otras (10.56%), y finalmente de forma mínima las agropecuarias (1.42%) y de construcción (0.19%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que el cliente urbano de la ONG analizada se dedica principalmente al comercio de bienes y servicios.

Tabla 13
Análisis de frecuencia: variable nominal actividad económica

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
Agropecuaria	30	1.42	1.42	
Manufactura	358	16.96	18.38	
Construccion	4	0.19	18.57	
Comercio	1124	53.24	71.81	
Servicios	372	17.62	89.44	
Otras	223	10.56	100.00	
Total	2111	100.00		

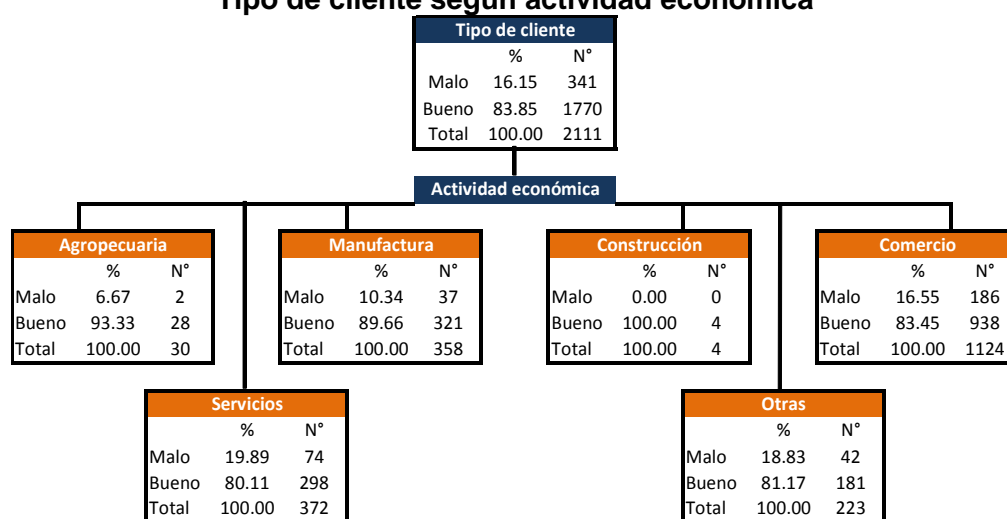
Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según la actividad económica de los diferentes casos, se puede puntualizar por una parte que la proporción de clientes malos dentro de quienes desempeñan actividades comerciales (16.55%) es similar a la mostrada en la estructura natural de la variable tipo de cliente, por lo cual *a priori* se prevé una importante influencia de la misma; y por otra, que la participación de clientes malos tiende a ser mayormente elevada en quienes desarrollan actividades clasificadas como de servicios (19.89%) y otras (18.83%).

Los clientes urbanos que realizan actividades agrícolas y de construcción, presentan participaciones mínimas por parte de sus miembros malos (6.67% - agropecuaria y 0.00% construcción); no obstante, la cifra porcentual es susceptible de cambios dado que existen pocas observaciones.

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable actividad económica hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de score estadístico; sin embargo, dado el mínimo número de casos en la opción construcción, éstos se internalizarán en la opción otras.

Gráfico 15
Tipo de cliente según actividad económica



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 6: Rango de ingreso familiar

La variable rango de ingreso familiar es una variable que busca develar la capacidad de pago del cliente y que puede adoptar los valores escalares agrupados en los rangos: \leq \$1,000, \$1,001 a \$2,000, \$2,001 a \$3,000, \$3,001 a \$4,000, \$4,001 a \$5,000, \$5,001 a \$8,000 y $>$ \$8,000. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expone que el 59.31% de los clientes urbanos de la institución perciben un ingreso familiar de entre \$1,001 y \$4,000, siendo los segmentos de mayor concentración los comprendidos entre \$1,001 y \$2,000 (22.36%), \$2,001 y \$3,000 (19.85%) y \$3,001 y \$4,000 (17.10%). Por su parte, quienes perciben ingresos familiares por un monto menor o igual a \$1,000, conforman un grupo minoritario (8.29%) el cual se ubica incluso por debajo de quienes afirman recibir ingresos familiares por sobre los \$4,000 (Ver tabla 11), con lo cual queda constatado que el microempresario financiado por la ONG analizada no es un microempresario de subsistencia media o baja.

Tabla 14
Análisis de frecuencia: variable escalar rango de ingreso familiar

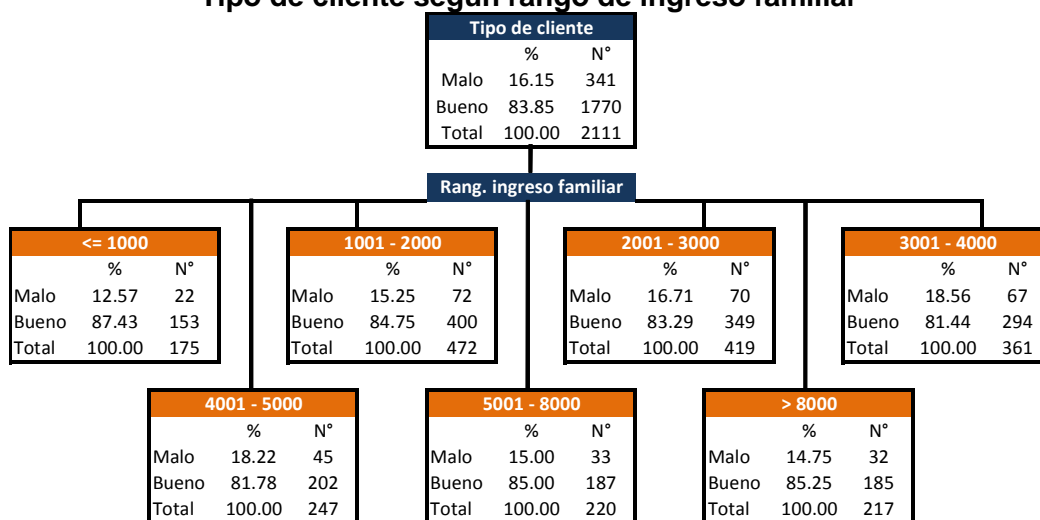
Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
<= 1000	175	8.29	8.29	
1001 - 2000	472	22.36	30.65	
2001 - 3000	419	19.85	50.50	
3001 - 4000	361	17.10	67.60	
4001 - 5000	247	11.70	79.30	
5001 - 8000	220	10.42	89.72	
> 8000	217	10.28	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el rango de ingreso familiar en el cual se insertan los diferentes casos, se puede concluir que a nivel urbano la proporción de clientes malos tiende a crecer conforme el rango de ingreso familiar se incrementa hasta los \$,5000, a partir de lo cual tiende a contraerse nuevamente. Específicamente, los grupos de clientes según ingreso familiar que presentan un nivel de malos inferior a la constatada en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%), son por una parte los que perciben ingresos menores o iguales a \$1,000 (12.57%) y los que lo hacen entre \$1001 y \$2,000 (15.25%); y por otra, entre quienes perciben ingresos de \$5,001 a \$8,000 (15.00%) y mayores a \$8,000 (14.75%).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable rango de ingreso familiar hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de score estadístico.

Gráfico 16
Tipo de cliente según rango de ingreso familiar



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 7: Agencia

La variable agencia es una variable nominal que caracteriza la relación ONG – cliente y que puede adoptar los valores nominales: Ag. Quito, Ag. Pelileo, Ag. Riobamba, Ag. Santo Domingo y Ag. Ambato. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido expresa que la agencia Quito es la que acoge la mayor proporción de clientes urbanos (36.67%), seguida cercanamente de las agencias Riobamba (25.53%) y Sto. Domingo (25.44%); en desmedro de la injerencia mínima de las agencias Pelileo (9.85%) y Ambato (2.51%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que el cliente urbano de la ONG analizada se concentra primordialmente en las agencias ubicadas en las ciudades de mayor tamaño.

Tabla 15
Análisis de frecuencia: variable nominal agencia

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
Ag. Quito	774	36.67	36.67	
Ag. Pelileo	208	9.85	46.52	
Ag. Riobamba	539	25.53	72.05	
Ag. Sto. Dom.	537	25.44	97.49	
Ag. Ambato	53	2.51	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según la agencia asignada en los diferentes casos, se puede puntualizar que las agencias Sto. Domingo (20.48%) y Quito (18.73%) son aquellas que presentan una mayor proporción de clientes malos. La agencia Ambato presenta un nivel de malos (15.09%) levemente inferior a la evidenciada en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%) y finalmente, la participación de los malos prestatarios al interior de la agencia Riobamba (10.95%) y Pelileo (9.13%) tiende a ser de las más reducidas.

La disposición y composición de las observaciones registradas en la variable agencia hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico.

Gráfico 17
Tipo de cliente según agencia

Tipo de cliente			
	%	N°	
Malo	16.15	341	
Bueno	83.85	1770	
Total	100.00	2111	

Agencia institucional																							
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="4">Ag. Quito</th> </tr> <tr> <th></th> <th>%</th> <th>N°</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Malo</td> <td>18.73</td> <td>145</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Bueno</td> <td>81.27</td> <td>629</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Total</td> <td>100.00</td> <td>774</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Ag. Quito					%	N°		Malo	18.73	145		Bueno	81.27	629		Total	100.00	774	
Ag. Quito																							
	%	N°																					
Malo	18.73	145																					
Bueno	81.27	629																					
Total	100.00	774																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="4">Ag. Pelileo</th> </tr> <tr> <th></th> <th>%</th> <th>N°</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Malo</td> <td>9.13</td> <td>19</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Bueno</td> <td>90.87</td> <td>189</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Total</td> <td>100.00</td> <td>208</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Ag. Pelileo					%	N°		Malo	9.13	19		Bueno	90.87	189		Total	100.00	208	
Ag. Pelileo																							
	%	N°																					
Malo	9.13	19																					
Bueno	90.87	189																					
Total	100.00	208																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="4">Ag. Riobamba</th> </tr> <tr> <th></th> <th>%</th> <th>N°</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Malo</td> <td>10.95</td> <td>59</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Bueno</td> <td>89.05</td> <td>480</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Total</td> <td>100.00</td> <td>539</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Ag. Riobamba					%	N°		Malo	10.95	59		Bueno	89.05	480		Total	100.00	539	
Ag. Riobamba																							
	%	N°																					
Malo	10.95	59																					
Bueno	89.05	480																					
Total	100.00	539																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="4">Ag. Sto. Domingo</th> </tr> <tr> <th></th> <th>%</th> <th>N°</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Malo</td> <td>20.48</td> <td>110</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Bueno</td> <td>79.52</td> <td>427</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Total</td> <td>100.00</td> <td>537</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Ag. Sto. Domingo					%	N°		Malo	20.48	110		Bueno	79.52	427		Total	100.00	537	
Ag. Sto. Domingo																							
	%	N°																					
Malo	20.48	110																					
Bueno	79.52	427																					
Total	100.00	537																					
<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="4">Ag. Ambato</th> </tr> <tr> <th></th> <th>%</th> <th>N°</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Malo</td> <td>15.09</td> <td>8</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Bueno</td> <td>84.91</td> <td>45</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Total</td> <td>100.00</td> <td>53</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>				Ag. Ambato					%	N°		Malo	15.09	8		Bueno	84.91	45		Total	100.00	53	
Ag. Ambato																							
	%	N°																					
Malo	15.09	8																					
Bueno	84.91	45																					
Total	100.00	53																					

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 8: Número de operación crediticia en la ONG

La variable número de operación crediticia dentro de la ONG es una variable escalar que caracteriza las condiciones crediticias del cliente y que puede adoptar los valores: primera, segunda, tercera y cuarta en adelante. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que los clientes urbanos de la ONG analizada se encuentran prioritariamente en primera (43.34%) y segunda operación (28.00%), sin embargo, pese a que en adelante las frecuencias tienden a reducirse, es importante la participación de los clientes que se encuentran de cuarta operación en adelante (16.25%) (Ver tabla 16).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que la mayor parte de los clientes urbanos de la ONG analizada mantienen una relación relativamente corta con la institución.

Tabla 16
Análisis de frecuencia: variable escalar n° de oper . crediticia en la ONG

Número de casos	Válidos		2111
	Perdidos		0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado
Primera	915	43.34	43.34
Segunda	591	28.00	71.34
Tercera	262	12.41	83.75
Cuarta y sig.	343	16.25	100.00
Total	2111	100.00	

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

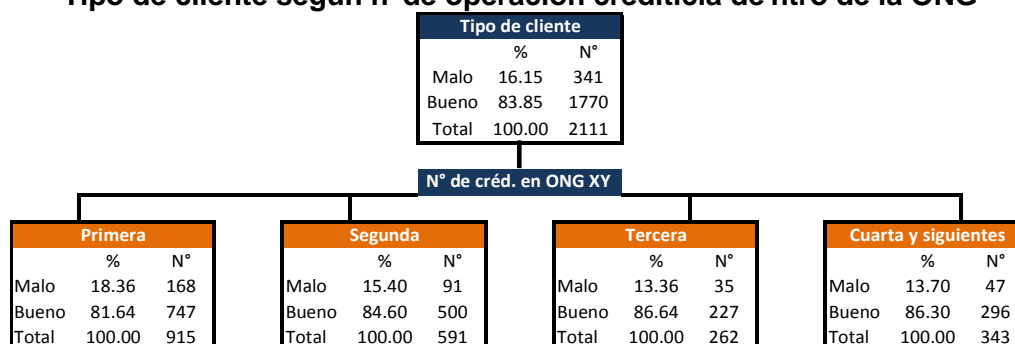
Examinando la variable tipo de cliente según el número de operación crediticia en el cual se encuentran los diferentes prestatarios, se puede puntualizar que a medida que la relación cliente - institución se expande, la proporción de malos tiende a contraerse. De esta manera quienes a nivel urbano incurren en primera operación mantienen la proporción más elevada de clientes catalogados como malos (18.36%) en desmedro de quienes al momento se encuentran en tercera operación (13.36%) o de cuarta en adelante (13.70%). Pese a que la tendencia expuesta es clara, también se puede

observar que la proporción de malos se eleva ligeramente en los clientes más antiguos (cuarta en adelante) comparado con quienes se encuentran en tercera operación (Ver tabla 18).

Cotejando la participación de los clientes malos en los valores de la variable analizada con la correspondiente a la estructura natural de la opción en la variable tipo de cliente (16.15%), se puede señalar que únicamente los clientes que se encuentran en primera operación (18.36%) superan el parámetro referenciado.

La disposición y composición de las observaciones registradas en la variable número de operación crediticia dentro de la ONG hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de score estadístico.

Gráfico 18
Tipo de cliente según n° de operación crediticia de ntro de la ONG



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 9: Rango monto de concesión

La variable rango monto de concesión es una variable escalar que caracteriza las condiciones crediticias del cliente y que puede adoptar los valores: \leq a \$600, \$601 a \$1,000, \$1,001 a \$2,000, \$2,001 a \$3,000, \$3,001 a \$4,000, \$4,001 a \$5,000 y $>$ a \$5,000. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que el 87.68% de los clientes urbanos de la ONG mantienen operaciones crediticias por montos de entre \$300 y \$2,000, siendo los rangos de mayor concentración los comprendidos entre \$601 y \$1,000 (40.60%) y entre \$1,001 y \$2,000 (28.61%). Los restantes rangos, a

excepción del que concentra a los clientes que mantienen operaciones menores o iguales a \$600 (18.47%), terminan siendo rangos minoritarios, de entre los que destaca el comprendido entre \$2,001 y \$3,000 (8.62%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que la mayor parte de los clientes urbanos de la ONG analizada reciben créditos por montos de pequeña magnitud (Ver tabla 17).

Tabla 17
Análisis de frecuencia: variable escalar rango monto de concesión

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
≤ 600	390	18.47	18.47	
601 - 1000	857	40.60	59.07	
1001 - 2000	604	28.61	87.68	
2001 - 3000	182	8.62	96.31	
3001 - 4000	39	1.85	98.15	
4001 - 5000	17	0.81	98.96	
> 5000	22	1.04	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

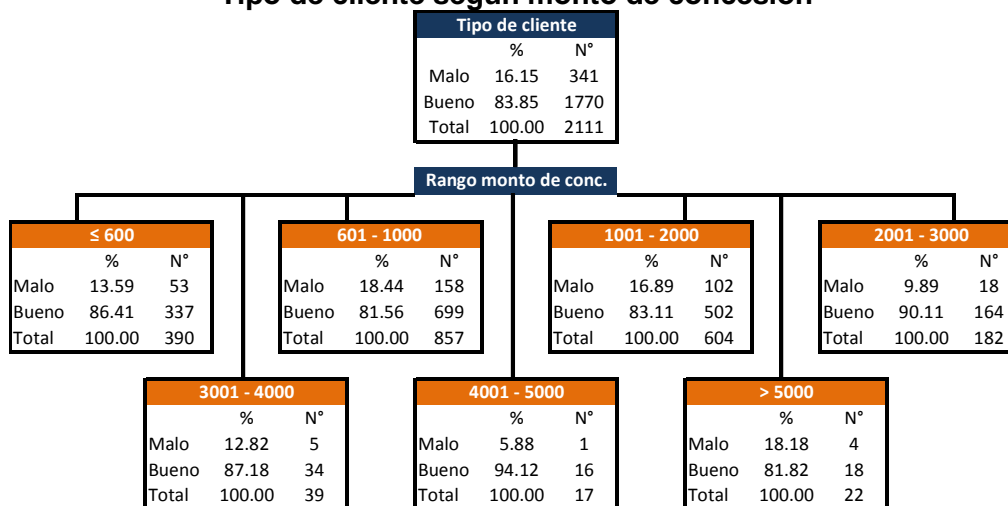
Examinando la variable tipo de cliente según el rango de monto en el cual se encuentran los diferentes prestatarios, se puede señalar que los rangos de mayor concentración de clientes urbanos (\$601 – \$1,000 y \$1,001 – \$2,000), sumados al de operaciones por montos elevados (> \$5,000) son los que presentan una mayor proporción de clientes considerados como malos (18.44%, 16.86% y 18.18%) con niveles que incluso superan la participación vislumbrada en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%).

Por otro lado, los restantes rangos de monto muestran una menor participación de los clientes clasificados como malos, siendo el rango ≤ a \$600, el que refiere una mayor magnitud (13.59%) (Ver gráfico 19).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable rango monto de concesión hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico; sin embargo, las observaciones dispuestas en los rangos: \$3,001 a \$4,000, \$4,001 a \$5,000 y >

a \$5,000; dado su escaso número serán agrupadas en un solo rango denominado > a \$3,000.

Gráfico 19
Tipo de cliente según monto de concesión



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 10: Producto

La variable producto es una variable nominal que busca caracterizar las condiciones crediticias del cliente y que puede tomar los valores: CrediSimple, CrediAgro1, CrediAgroA, HIVOS, PL-480 1, Reprogramación, Refinanciamiento y CREDISIMPLE. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido muestra que casi la totalidad de los clientes urbanos hacen uso del producto CrediSimple (92.61%), siendo los restantes utilizados por grupos poblacionales pequeños, dentro de los que destaca el producto CREDISIMPLE, que aglutina apenas un 4.59% de los clientes urbanos (Ver tabla 18).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que en un comportamiento lógico la mayor parte de los clientes urbanos de la ONG analizada hacen uso del producto CrediSimple, mismo que está diseñado para el cliente urbano que labora en sectores tradicionales como manufactura, comercio y servicios; en detrimento de los restantes (excepto: CREDISIMPLE) que en su gran mayoría fueron concebidos para el financiamiento de clientes rurales, principalmente dedicados a labores agropecuarias.

Tabla 18
Análisis de frecuencia: variable nominal producto

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
CrediSimple	1955	92.61	92.61	
CrediAgro 1	38	1.80	94.41	
CrediAgro A	5	0.24	94.65	
Hivos	9	0.43	95.07	
Pl-480 1	4	0.19	95.26	
Reprogram.	2	0.09	95.36	
Refinan.	1	0.05	95.41	
CREDI SIMPLE	97	4.59	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el producto crediticio seleccionado por los diferentes prestatarios, se puede precisar por una parte, que si bien el mayor número de clientes malos se encuentra en el producto CredSimple dado su tamaño, la participación relativa de malos dentro de esta última (12.69%) es menor a la evidenciada en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%) y mucho menor a la presentada por el producto CREDISIMPE (90.72 %), que a pesar de compartir características de diseño con el primero, no compartió la misma administración; y por otra que dado el escaso número de operaciones en los restantes productos, la proporción de malos vislumbrada puede ser fluctuante, excepto en los casos de Reprogramación (50.00%) y Refinanciamiento (100.00%), que de antemano ya presentan un antecedente conceptual negativo.

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable producto hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico; sin embargo, las observaciones dispuestas en los productos CrediAgro1, CrediAgroA, HIVOS y PL-480 1, dado que su destino común son el financiamiento de clientes rurales, se unificarán en el producto CrediAgro; al igual que las dispuestas en los productos Reprogramación y Refinanciamiento, que dado su desprendimiento de la línea CREDISIMPLE, serán internalizados nuevamente en esta última.

En ambos casos la reclasificación es necesaria en función del reducido número de observaciones que cada una presenta de manera individual.

Gráfico 20
Tipo de cliente según producto

Tipo de cliente		
	%	N°
Malo	16.15	341
Bueno	83.85	1770
Total	100.00	2111

Producto		
CrediSimple		
	%	N°
Malo	12.69	248
Bueno	87.31	1707
Total	100.00	1955
Credi Agro 1		
	%	N°
Malo	5.26	2
Bueno	94.74	36
Total	100.00	38
Crediagro A		
	%	N°
Malo	0.00	0
Bueno	100.00	5
Total	100.00	5
HIVOS		
	%	N°
Malo	11.11	1
Bueno	88.89	8
Total	100.00	9
PL-480 1		
	%	N°
Malo	0.00	0
Bueno	100.00	4
Total	100.00	4
Reprogramación		
	%	N°
Malo	50.00	1
Bueno	50.00	1
Total	100.00	2
Refinanciamiento		
	%	N°
Malo	100.00	1
Bueno	0.00	0
Total	100.00	1
CREDISIMPLE		
	%	N°
Malo	90.72	88
Bueno	9.28	9
Total	100.00	97

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 11: Periodicidad de pago

La variable periodicidad de pago es una variable nominal que caracteriza las condiciones crediticias del cliente y que puede adoptar los valores: semanal, quincenal y mensual. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que los clientes urbanos de la ONG analizada optan prioritariamente por el pago mensual de sus créditos (97.77%), siendo las restantes alternativas de uso marginal (1.47% - semanal y 0.76% - quincenal).

Tabla 19
Análisis de frecuencia: variable nominal periodicidad de pago

Número de casos	Válidos	2111	
	Perdidos	0	
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado
Semanal	31	1.47	1.47
Quincenal	16	0.76	2.23
Mensual	2064	97.77	100.00
Total	2111	100.00	

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según la periodicidad de pago seleccionada por los diferentes prestatarios, se puede detallar que a medida que el plazo entre cuotas se amplía, la proporción de clientes malos se reduce. De esta manera, la proporción de malos en quienes optan por operaciones de cuota semanal es del 25.81%, en quienes acceden a operaciones de cuota quincenal del 31.25% y en quienes eligen operaciones de cuota mensual del 15.89%; siendo estos últimos quienes presentan un nivel (de malos) relativamente similar al evidenciado en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%).

La disposición y composición de las observaciones registradas en la variable periodicidad de pago hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico, previo a lo cual se agruparán las observaciones de las opciones semanal y quincenal en una sola que se denomine menor a un mes.

Gráfico 21
Tipo de cliente según periodicidad de pago

Tipo de cliente		
	%	N°
Malo	16.15	341
Bueno	83.85	1770
Total	100.00	2111

Periodicidad de pago		
Semanal		
	%	N°
Malo	25.81	8
Bueno	74.19	23
Total	100.00	31
Quincenal		
	%	N°
Malo	31.25	5
Bueno	68.75	11
Total	100.00	16
Mensual		
	%	N°
Malo	15.89	328
Bueno	84.11	1736
Total	100.00	2064

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 12: Mes de concesión

La variable mes de concesión es una variable nominal que caracteriza las condiciones crediticias del cliente y que puede adoptar los valores: enero, febrero, marzo, abril, mayo, junio, julio, agosto, septiembre, agosto, noviembre y diciembre. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que los clientes urbanos de la ONG analizada accedieron a operaciones crediticias primordialmente durante los meses que comprenden el

primer semestre del año (Ver tabla 20). Sin embargo, este comportamiento lejos de evidenciar un comportamiento cíclico, muestra la etapa de intenso crecimiento que atravesó la entidad, ya que dado el corte de la base de clientes al 30 de junio 2008, los meses que le preceden se constituyen en los de mayor concesión.

Tabla 20
Análisis de frecuencia: variable nominal mes de concesión

Número de casos	Válidos		2111
	Perdidos		0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado
Enero	222	10.52	10.52
Febrero	294	13.93	24.44
Marzo	267	12.65	37.09
Abril	271	12.84	49.93
Mayo	279	13.22	63.15
Junio	317	15.02	78.16
Julio	34	1.61	79.77
Agosto	48	2.27	82.05
Septiembre	72	3.41	85.46
Octubre	73	3.46	88.92
Noviembre	98	4.64	93.56
Diciembre	136	6.44	100.00
Total	2111	100.00	

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el mes de concesión en el cual los clientes accedieron a su crédito, se puede señalar que en virtud de que la cartera de clientes ha crecido de forma importante y que el plazo promedio de operación oscila alrededor de los 8 meses, los clientes que obtuvieron sus créditos en los meses precedentes al corte, muestran una menor proporción de clientes malos, en relación directa con la juventud de su cartera (Ver gráfico 22)¹³².

La disposición y composición de las observaciones registradas en la variable mes de concesión no hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico, ya que no contribuye con información adicional.

¹³²NB. Los clientes que registran operaciones en los meses del primer semestre, casi en su totalidad pertenecen al año 2008 (96.67%).

Gráfico 22
Tipo de cliente según mes de concesión

Tipo de cliente		
	%	N°
Malo	16.15	341
Bueno	83.85	1770
Total	100.00	2111

Mes de concesión			
Enero	Febrero	Marzo	Abril
% N°	% N°	% N°	% N°
Malo 14.41 32	Malo 7.48 22	Malo 6.74 18	Malo 4.80 13
Bueno 85.59 190	Bueno 92.52 272	Bueno 93.26 249	Bueno 95.20 258
Total 100.00 222	Total 100.00 294	Total 100.00 267	Total 100.00 271
Mayo	Junio	Julio	Agosto
% N°	% N°	% N°	% N°
Malo 4.66 13	Malo 6.62 21	Malo 79.41 27	Malo 83.33 40
Bueno 95.34 266	Bueno 93.38 296	Bueno 20.59 7	Bueno 16.67 8
Total 100.00 279	Total 100.00 317	Total 100.00 34	Total 100.00 48
Septiembre	Octubre	Noviembre	Diciembre
% N°	% N°	% N°	% N°
Malo 70.83 51	Malo 46.58 34	Malo 30.61 30	Malo 29.41 40
Bueno 29.17 21	Bueno 53.42 39	Bueno 69.39 68	Bueno 70.59 96
Total 100.00 72	Total 100.00 73	Total 100.00 98	Total 100.00 136

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 13: Rango plazo de concesión

La variable rango plazo de concesión es una variable escalar que caracteriza las condiciones crediticias del cliente y que puede adoptar los valores: 3 a 6 meses, 7 a 9 meses, 10 a 12 meses y mayor a 12 meses. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que el 97.58% de los clientes urbanos de la ONG analizada mantienen operaciones crediticias con plazos de entre 3 y 12 meses, distribuidas de manera relativamente equilibrada entre los rangos de 3 a 6 meses (40.17%), de 7 a 9 meses (32.50%) y de 10 a 12 meses (24.92%). Finalmente, los clientes urbanos que acceden a operaciones crediticias con plazos superiores a 12 meses se constituyen en un grupo minoritario (2.42%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que casi la totalidad de los clientes urbanos de la ONG analizada reciben financiamiento microempresarial de corto plazo.

Tabla 21
Análisis de frecuencia: variable escalar rango plazo de concesión

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
3m - 6m	848	40.17	40.17	
7m - 9m	686	32.50	72.67	
10m - 12m	526	24.92	97.58	
> 12m	51	2.42	100.00	
Total	2111	100.00		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el rango de plazo de la concesión, se puede señalar que la proporción de clientes malos tiende a ser mayor en los clientes que mantienen plazos de concesión de entre 3 y 9 meses, siendo el rango con mayor participación de malos el comprendido entre 7 y 9 meses (18.66%) que incluso superó la participación de malos vislumbrada en la estructura natural de la variable tipo de cliente (16.15%).

Por otro lado, en los rangos de plazo más extenso (10 a 12 meses y mayor a 12 meses), la proporción de clientes malos tiende a estabilizarse alrededor del 13.80%, con niveles específicos del 13.88% y del 13.73% respectivamente.

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable rango plazo de concesión hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico.

Gráfico 23
Tipo de cliente según plazo de concesión

Tipo de cliente				
	%	N°		
Malo	16.15	341		
Bueno	83.85	1770		
Total	100.00	2111		

Rango plazo de conce.				
3 meses - 6 meses				
	%	N°		
Malo	15.68	133		
Bueno	84.32	715		
Total	100.00	848		

7 meses - 9 meses				
	%	N°		
Malo	18.66	128		
Bueno	81.34	558		
Total	100.00	686		

10 meses - 12 meses				
	%	N°		
Malo	13.88	73		
Bueno	86.12	453		
Total	100.00	526		

> 12 meses				
	%	N°		
Malo	13.73	7		
Bueno	86.27	44		
Total	100.00	51		

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
 Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 14: Peor calificación histórica en el Sistema Financiero regulado y no regulado (últimos tres años)

La variable peor calificación histórica es una variable ordinal que busca caracterizar el comportamiento de pago del cliente y que puede adoptar los valores: A, B, C, D y E. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que la peor calificación del 66.41% de los clientes de la ONG en el Sistema Financiero durante los anteriores tres años a la concesión crediticia en la institución fue de A (44.62%) y B (21.79%), testimoniando así un buen historial de pago. Sin embargo, el 12.36% de la totalidad experimentó una calificación C, el 6.16% una D y el 15.06% una E como su peor calificación histórica.

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que pese a que la mayoría de prestatarios urbanos presentan un buen historial de pago, el porcentaje de clientes con al menos una calificación E (estado de pérdida) es elevado.

Tabla 22
Análisis de frecuencia: variable ordinal peor calificación histórica

Número de casos	Válidos	Perdidos	2111	0
Valores (años)	Frecuencia	(%) Porcentaje	(%) Porcentaje acumulado	
A	942	44.62	44.62	
B	460	21.79	66.41	
C	261	12.36	78.78	
D	130	6.16	84.94	
E	318	15.06	100.00	
Total	2111	100.00		

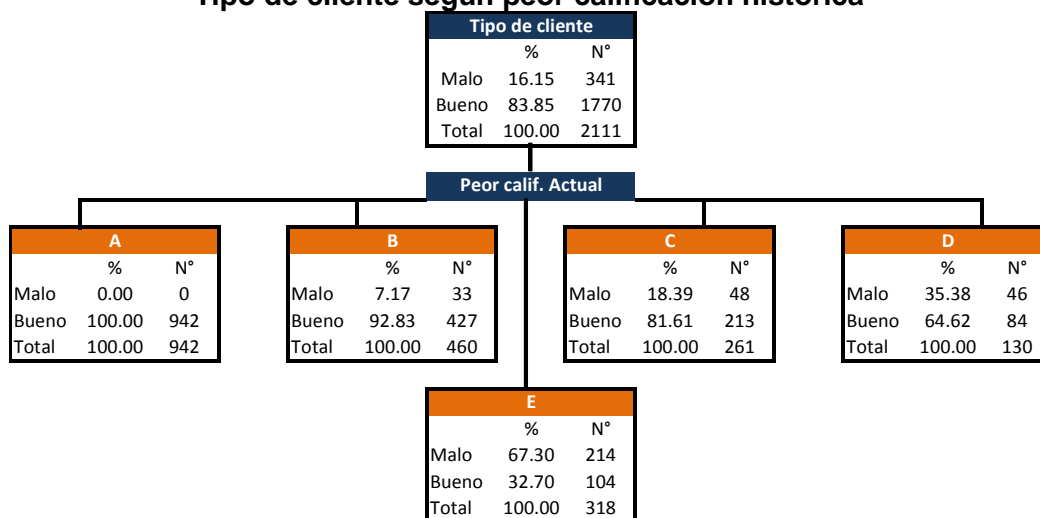
Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según la peor calificación histórica, se puede precisar por una parte que la proporción de malos entre quienes han presentado un historial de pago óptimo (A) y entre quienes han experimentado una calificación de B como su peor nota en los tres años anteriores ha sido mínima, con porcentajes específicos del 0.00% y del 7.17%, y por otra, que a diferencia de los anteriores, la proporción de malos entre

quienes han experimentado en su histórico (últimos tres años) de calificación C en adelante (18.39% - C / 35.38% - D / 67.30% - E) tiende a elevarse substancialmente, superando incluso la proporción estructural de malos dentro de la variable tipo de cliente (16.15%).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable peor calificación histórica hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de score estadístico.

Gráfico 24
Tipo de cliente según peor calificación histórica



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Variable 15: Número de instituciones adicionales a la ONG en el Sistema Financiero regulado (SFR)

La variable número de instituciones adicionales en el SFR es una variable nominal que busca caracterizar el comportamiento de pago del cliente y que puede adoptar los valores: SIN IFIs, UNA IFI, DOS IFIs, TRES IFIs y CUATRO IFIs en adelante. El análisis de frecuencia de la variable analizada denota en primera instancia que la misma no presenta casos perdidos dentro de la base, con lo cual existen 2,111 casos válidos. En su parte medular el análisis referido evidencia que el 82.61% de los clientes urbanos de la ONG analizada no trabaja con entidades del SFR o trabaja con un máximo de dos. De esta manera quienes trabajan de manera exclusiva con la institución representan un 31.36% de la totalidad, seguidos de quienes laboran con una IFI (31.45%) y de quienes laboran con dos IFIs (19.80%). De forma minoritaria también existen clientes que trabajan con tres IFIs (9.47%) o de cuatro en adelante (7.91%).

En función de la distribución de frecuencias se puede señalar que pese a que la mayoría de prestatarios urbanos de la ONG analizada no trabajan con un número excesivo de entidades adicionales en el SFR; el remanente de clientes que labora con más de tres IFIs es importante.

Tabla 23
Análisis de frecuencia: variable nominal nº de inst. adic. SFR

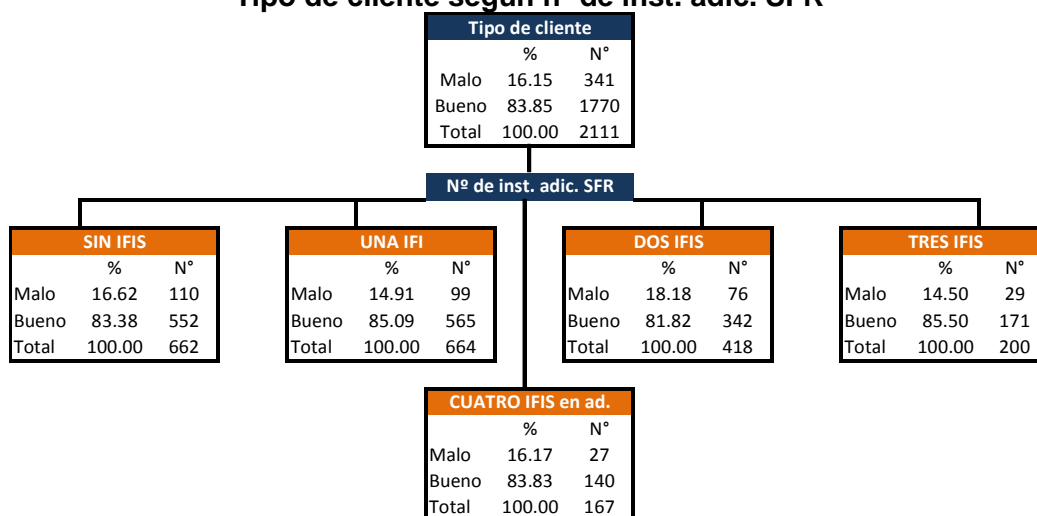
Valores (años)	Frecuencia	(%)	
		Porcentaje	Porcentaje acumulado
SIN IFIS	662	31.36	31.36
UNA IFI	664	31.45	62.81
DOS IFIS	418	19.80	82.61
TRES IFIS	200	9.47	92.09
CUAT. IFIS en ad.	167	7.91	100.00
Total	2111	100.00	

Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Examinando la variable tipo de cliente según el número de entidades adicionales en el SFR, se puede precisar por una parte que la proporción de malos entre quienes mantienen relación con una sola entidad adicional en el SFR es la más reducida (14.91%) comparada con la presentada por los restantes grupos e incluso por quienes no trabajan con IFIs del Sistema financiero regulado (16.62%); y por otra, que la participación de malos entre quienes trabajan con dos o más instituciones en el SFR, tiende a comportarse de manera inestable, pero con una visible tendencia al alza que supera la estructura natural de malos de la variable tipo de cliente (16.15%), especialmente en quienes laboran con dos IFIs adicionales (18.18%) (Ver gráfico 25).

Finalmente, la disposición y composición de las observaciones registradas en la variable número de entidades adicionales en el SFR hacen factible que esta última sea incluida en un modelo de *score* estadístico.

Gráfico 25
Tipo de cliente según nº de inst. adic. SFR



Fuente: ONG, *Base de datos de clientes urbanos*, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

5.2.3. Muestras

La muestra de desarrollo está compuesta de 2,111 observaciones, mismas que reflejan el comportamiento de igual número clientes urbanos al 30 de junio del 2008.

El 85% de la muestra (1,794 casos) será considerada para la estimación del modelo, mientras el 15% restante (317 casos) se utilizará como muestra de verificación.

5.2.4 Variables consideradas inicialmente

El análisis, la evaluación y el ajuste de cada una de las variables realizado en una de las etapas anteriores permitió definir un conjunto inicial de variables relacionadas con las características demográficas del cliente, su capacidad de pago, las condiciones de su relación crediticia y su comportamiento de pago; que puedan estimar a priori el perfil de riesgo del cliente a través de una probabilidad acotada entre 0 y 1, en donde "0" es el perfil de un buen cliente y "1" el de uno malo.

Las variables explicativas seleccionadas inicialmente son las siguientes, con sus categorías de respuesta y su categoría designada como base.

Tabla 24
Variables explicativas en el modelo inicial

Nº	Variables	Opciones de respuesta
1	Género	Masculino
		Femenino
2	Rango de edad	18 - 25 años
		26 - 35 años
		36 - 45 años
		46 - 55 años
		> a 55 años
3	Nivel de instrucción	Ninguna
		Primaria
		Secundaria
		Superior
4	Estado civil	Soltero
		Casado
		Divorciado
		Viudo
		Unión Libre
5	Actividad económica	Agropecuaria
		Manufactura
		Comercio
		Servicios
		Otras
6	Rango de ingresos fam.	<= 1000
		1001 - 2000
		2001 - 3000
		3001 - 4000
		4001 - 5000
		5001 - 8000
		> 8000
7	Agencia	Ag. Quito
		Ag. Pelileo
		Ag. Riobamba
		Ag. Sto. Dom.
		Ag. Ambato
8	Nº de oper. en la ONG	Primera
		Segunda
		Tercera
		Cuarta y sig.
9	Rango monto de concesión	≤ 600
		601 - 1000
		1001 - 2000
		2001 - 3000
		> 3000
10	Producto	CrediSimple
		CrediAgro
		CREDI SIMPLE
11	Periodicidad de pago	< a un mes
		Mensual
13	Rango plazo de concesión	3m - 6m
		7m - 9m
		10m - 12m
		> 12m
14	Peor Calificación histórica (ult. 3 años)	A
		B
		C
		D
		E
15	Nº de IFIS adicionales en el SFR	SIN IFIS
		UNA IFI
		DOS IFIS
		TRES IFIS
		CUAT. IFIS en ad.
	Variable Escalar	
	Variable Nominal	
	Variable Ordinal	
	Opción base	

Fuente: ONG, Base de datos de clientes urbanos, junio 2008.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Si bien las variables expuestas en la tabla 24 exponen sus tipologías (escalar, nominal, ordinal) conforme fueron definidas en el programa estadístico SPSS®, el hecho de que todas, incluidas las escalares, presenten opciones de respuesta acotadas a un número específico de categorías; hace necesario que el programa estadístico cree variables *dummy* que faciliten la modelación y la interpretación del modelo. Es así como en cada variable se definió una opción

de respuesta base, la cual sirva de parámetro de referencia en la interpretación de los respectivos ratios *odds*.

La selección final de variables se realizó mediante la aplicación del “método de entrada”, el cual de entre los métodos de estimación propuestos por el programa estadístico SPSS® para la modelación logística binaria, da la posibilidad de incluir y excluir variables manualmente en la búsqueda del mejor conjunto de variables.

5.2.5 Resumen de casos procesados

La totalidad de las observaciones dispuestas para la estimación del modelo (85% de la muestra de desarrollo) pudieron ser utilizadas, con lo cual no existieron observaciones perdidas (Ver tabla 25).

Tabla 25
Resumen de casos procesados

Unweighted Cases ^a		N	Percent
Selected Cases	Included in Analysis	1794	100.0
	Missing Cases	0	.0
	Total	1794	100.0
Unselected Cases		0	.0
Total		1794	100.0

a. If weight is in effect, see classification table for the total number of cases.

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

5.2.6 Codificación de variables utilizadas

Como inicialmente se determinó, la variable dependiente tomó el valor “1” para identificar a un cliente malo y el valor “0” para identificar a uno bueno.

Tabla 26
Codificación variable dependiente

Original Value	Internal Value
Bueno	0
Malo	1

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

Por su parte, las variables explicativas que ingresaron al modelo y que ciertamente son categóricas en su totalidad, se incorporaron al mismo a través de la creación de variables *dummy*, refiriendo así la ocurrencia de aquellas opciones codificadas como (1). El detalle de las mencionadas se presenta a continuación:

Tabla 27
Codificación variables categóricas

		Frequency	Parameter coding			
			(1)	(2)	(3)	(4)
estado civil	Casado	943	.000	.000	.000	.000
	Soltero	576	1.000	.000	.000	.000
	Divorciado o separado	196	.000	1.000	.000	.000
	Viudo	25	.000	.000	1.000	.000
	Unión Libre	54	.000	.000	.000	1.000
rango edad (años)	18 - 25	273	1.000	.000	.000	.000
	26 - 35	649	.000	1.000	.000	.000
	36 - 45	494	.000	.000	1.000	.000
	46 - 55	266	.000	.000	.000	1.000
	mayor a 55	112	.000	.000	.000	.000
peor calif. histórica	A	792	1.000	.000	.000	.000
	B	400	.000	1.000	.000	.000
	C	226	.000	.000	1.000	.000
	D	104	.000	.000	.000	1.000
	E	272	.000	.000	.000	.000
nivel de instrucción	Ninguna	24	1.000	.000	.000	
	Primaria	797	.000	1.000	.000	
	Secundaria	849	.000	.000	1.000	
	Superior	124	.000	.000	.000	
rango plazo	3m - 6m	718	1.000	.000	.000	
	7m - 9m	589	.000	1.000	.000	
	10m - 12m	444	.000	.000	1.000	
	> 12m	43	.000	.000	.000	
nombre producto	CrediSimple	1657	.000	.000		
	CrediAgro	51	1.000	.000		
	CREDI SIMPLE	86	.000	1.000		

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

Aquellas opciones de respuesta que poseen la codificación (0) en todas las variables *dummy*, son aquellas que sirven de referencia para la interpretación de las restantes opciones de la variable principal.

5.2.7. Validación e interpretación de las variables del modelo

Significancia individual

Como pudo apreciarse en el ítem “codificación de variables”, seis (6) de las trece (13) variables categóricas consideradas inicialmente fueron incluidas en el modelo final para la explicación de la variable dependiente. Éstas son: estado civil, rango de edad (años), peor calificación histórica, nivel de instrucción, rango de plazo y producto.

Tabla 28
Variables en la ecuación

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Step 1			19.121	4	.001	
R.EDAD			3.899	1	.048	2.655
R.EDAD(1)	.977	.495	.956	1	.328	1.563
R.EDAD(2)	.447	.457	.254	1	.614	1.262
R.EDAD(3)	.233	.462	1.504	1	.220	.532
R.EDAD(4)	-.631	.515	7.746	3	.052	
N.INSTRU			4.408	1	.036	5.808
N.INSTRU(1)	1.759	.838	5.552	1	.018	3.097
N.INSTRU(2)	1.131	.480	3.198	1	.074	2.332
N.INSTRU(3)	.847	.474	15.507	4	.004	
EST.CIV			6.325	1	.012	1.667
EST.CIV(1)	.511	.203	5.134	1	.023	.429
EST.CIV(2)	-.846	.373	.467	1	.494	.625
EST.CIV(3)	-.470	.687	.001	1	.978	.985
EST.CIV(4)	-.015	.546	37.432	2	.000	
NOM.PROD			1.634	1	.201	.353
NOM.PROD(1)	-1.043	.816	35.234	1	.000	21.840
NOM.PROD(2)	3.084	.520	138.467	4	.000	
P.CALIFH			.000	1	.987	.000
P.CALIFH(1)	-21.577	1375.386	123.608	1	.000	.055
P.CALIFH(2)	-2.909	.262	51.086	1	.000	.184
P.CALIFH(3)	-1.695	.237	5.176	1	.023	.543
P.CALIFH(4)	-.611	.269	2.276	3	.517	
R.PLAZO			.348	1	.555	1.604
R.PLAZO(1)	.472	.801	.806	1	.369	2.051
R.PLAZO(2)	.718	.800	.305	1	.581	1.559
R.PLAZO(3)	.444	.803	2.880	1	.090	.176
Constant	-1.735	1.023				

a. Variable(s) entered on step 1: R.EDAD, N.INSTRU, EST.CIV, NOM.PROD, P.CALIFH, R.PLAZO.

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

A excepción del coeficiente general de la variable rango de plazo, los restantes coeficientes generales demostraron individualmente a través del estadístico de Wald ser diferentes de (0) y por ende ser significativos (niveles de significancia individual inferior a 0.05). Esta evaluación individual de coeficientes permitió justificar la inclusión de sus variables asociadas dentro del modelo, pese a que a nivel de variables *dummy* la significancia de sus coeficientes no siempre resultaron similares a los de la variable general.

Puntualmente, la incorporación de la variable rango de plazo al modelo se debió por una parte a su aporte positivo en la capacidad de predicción del modelo, especialmente en la identificación de malos, la cual pasó de un 60.4% a un 61.4% con su inclusión; y por otra a que su comportamiento dentro del modelo guardó coherencia con el mostrado anteriormente en su análisis estructural.

Interpretación de variables y ratios *odds*

En función de la significancia individual de sus coeficientes tanto a nivel general como a nivel de variables *dummy* y también en función de su aporte a la capacidad predictiva del modelo, se puede señalar en orden de importancia que las variables “peor calificación histórica” y “producto” se constituyeron en las de mayor relevancia.

A través de la interpretación de sus coeficientes (*B*) y de sus ratios *odds*, la primera reveló que quienes presentaron una calificación “E” en los anteriores tres años a la concesión en la ONG, manifiestan una elevada probabilidad de convertirse en malos. Esta situación puede deducirse dado que la probabilidad de ser malos de quienes mostraron calificaciones históricas de A, B, C y D representa el 0%, el 5.5%, el 18.4% y el 54.3% respectivamente de la probabilidad de quienes presentaron calificación E (opción base).

En análisis similar la segunda manifestó que el producto “CREDISIMPLE” es el mayor riesgo, ya que tomando como base el producto “CrediSimple”, se puede indicar que los usuarios del producto inicialmente referido son 21.84 veces más riesgoso que los usuarios del producto base. Así también pudo verificarse que el producto “CrediAgro” es comparativamente el de menor riesgo, dado que sus usuarios muestran una probabilidad de ser malos que representa el 35.3% de la probabilidad de quienes optan por el producto base.

Continuando con el análisis individual de las variables del modelo, la variable “rango de edad” expuso que los individuos más jóvenes son más riesgosos que los de mayor edad. De esta manera quienes se ubican dentro del rango de 18 a 25 años son 2.66 veces más riesgosos que quienes se establecen el rango mayo a 55 años, los del rango de 26 a 35 años 1.56 veces y los del rango de 36 a 45 años 1.26 veces. En adelante la situación cambia ya que la probabilidad de ser malos de quienes se ubican dentro del rango de 46 a 55 años es el 53.2% de la probabilidad de quienes se establecen el rango mayor a 55 años

Por su parte la variable “estado civil” refirió que comparativamente el grupo de los solteros tiende a ser el de mayor riesgo. Es así como estos

últimos son 1.67 veces más riesgosos que los casados, a diferencia de los divorciados quienes apenas alcanzan el 42.9% de la probabilidad que tienen los casados de ser malos. Pese a que viudos y unidos libremente se muestran menos riesgosos que los casados (Ver tabla 28), sus relaciones no son válidas ya que sus niveles de significancia (0.49 y 0.98) distan considerablemente del nivel establecido previamente (0.05).

Estableciendo también relaciones importantes, la variable “nivel de instrucción, evidenció que a menor nivel de formación educativa existe un mayor perfil de riesgo. Explícitamente, quienes no cuentan con ningún tipo de instrucción son 5.8 veces más riesgosos que quienes cuentan con instrucción superior, aquellos con instrucción primaria 3.1 veces y aquellos con instrucción secundaria 2.33 veces.

Finalmente, la variable “rango de plazo” pese a carecer de significancia estadística, reveló que comparados con aquellos clientes que acceden a operaciones de crédito por lapsos mayores a un año, aquellos que lo hacen entre 7 y 9 meses (2.05 veces), seguidos de quienes lo hacen entre 3 y 6 meses (1.6 veces) meses y entre 10 y 12 meses (1.56 veces); tienden a ser más riesgosos.

5.2.8. Ecuación del modelo

$$Pr ob. \left(\begin{matrix} ser \\ malo \end{matrix} \right) = \frac{e^{-1.735+0.977R.EDAD(1)+0.447R.EDAD(2)+0.233R.EDAD(3)-0.631R.EDAD(4)+1.759N.INSTRU(1)+1.131N.INSTRU(2)+0.847N.INSTRU(3)+0.511EST.CIV(1)-0.846EST.CIV(2)-0.470EST.CIV(3)-0.015EST.CIV(4)-1.043NOM.PROD(1)+3.084NOM.PROD(2)-21.577P.CALIFH(1)-2.909P.CALIFH(2)-1.695P.CALIFH(3)-0.611P.CALIFH(4)+0.472R.PLAZO(1)+0.718R.PLAZO(2)+0.444R.PLAZO(3)}}{1 + e^{-1.735+0.977R.EDAD(1)+0.447R.EDAD(2)+0.233R.EDAD(3)-0.631R.EDAD(4)+1.759N.INSTRU(1)+1.131N.INSTRU(2)+0.847N.INSTRU(3)+0.511EST.CIV(1)-0.846EST.CIV(2)-0.470EST.CIV(3)-0.015EST.CIV(4)-1.043NOM.PROD(1)+3.084NOM.PROD(2)-21.577P.CALIFH(1)-2.909P.CALIFH(2)-1.695P.CALIFH(3)-0.611P.CALIFH(4)+0.472R.PLAZO(1)+0.718R.PLAZO(2)+0.444R.PLAZO(3)}} \quad (14)$$

5.2.9. Validación global del modelo

Características y significancia global

Inicialmente, puede afirmarse que el modelo logístico obtenido se ajusta de mejor manera a los datos, que aquel que incluye exclusivamente el término constante. Esta afirmación puede realizarse dado que efectivamente el valor (-2

ln de la verosimilitud) asociado al modelo final (772.10), se contrajo en 798.743 con respecto al planteado inicialmente por el modelo restringido (1570.753)¹³³.

Adicionalmente, puede señalarse a través del coeficiente de determinación “R cuadrado de Nagelkerke (0.616), que la varianza de la variable dependiente puede explicarse en un 61.6% por el conjunto de variables incluido en el modelo.

Tabla 29
Sumario del modelo

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	772.010	.359	.616

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

Por su parte, el nivel de significancia asociado al estadístico “Chi cuadrado” (0.000), al ubicarse por debajo del 0.05 inherente a un nivel del confianza del 95%, permite rechazar la hipótesis nula (H_0) que considera que los coeficientes de la regresión (excepto el término constante) son iguales a “0” y concluir que el conjunto de coeficientes de estimación son significativos.

Tabla 30
Test global de los coeficientes del modelo

Step 1	Step	Chi-square	df	Sig.
	Step	798.743	20	.000
	Block	798.743	20	.000
	Model	798.743	20	.000

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: SPSS, programa estadístico.

Poder predictivo

Con un punto de corte establecido en la variable dependiente de 0.5 para la clasificación de observaciones entre buenos “0” y malos clientes “1”; el modelo planteado logró acertar en la predicción del 90.5% de los casos procesados; sin embargo, su poder para identificar malos clientes apenas presentó un porcentaje de eficacia del 61.4%.

¹³³ NB. Mientras más pequeño es el valor (-2 ln de la verosimilitud) mejor es el ajuste del modelo hacia los datos de entrada.

De esta manera se puede aseverar que si bien el modelo no tiene una capacidad de predicción elevada en la identificación de los malos clientes (80% - buen nivel de predicción), su alcance es importante considerando el número de variables que utiliza y el porcentaje de varianza que explica en la variable dependiente (61.6%).

Tabla 31
Tabla de clasificación (modelo)

Observado	Estimado**		Porcentaje correcto (%)
	Bueno	Malo	
Bueno	1449	60	96.00%
Malo	110	175	61.40%
Porcentaje completo (%)			90.50%

** Valor de corte 0.50

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

5.2.10. Desempeño del *scoring* y distribución de calificaciones

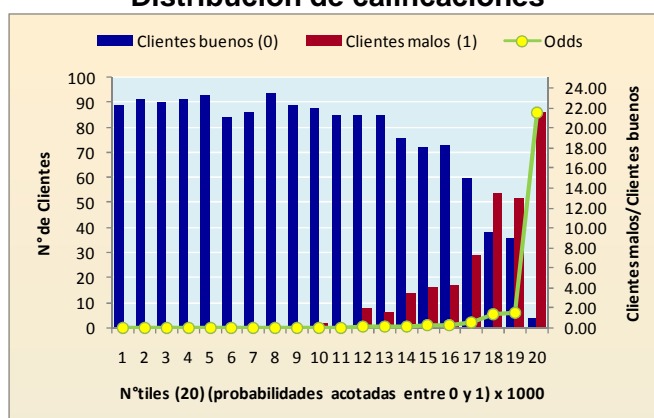
La segmentación de las 1,794 probabilidades resultantes del modelo en 20 partes iguales y cotejadas a su vez con las distribuciones de los clientes buenos y malos, permitieron verificar el comportamiento del modelo de score desarrollado.

Tabla 32
Desempeño del *scoring* desarrollado

N°tiles (20)	Limit. Inf.x1000	Limit. sup.x1000	Clientes buenos (0)			Clientes malos (1)			Odds	Desv.
			Frecuencia	Fr. acum	% Fr. Acum	Frecuencia	Fr. acum	% Fr. Acum		
1	0	0	89	89	5.90%	0	0	0.00%	0.00	5.90%
2	0	0	91	180	11.93%	0	0	0.00%	0.00	11.93%
3	0	0	90	270	17.89%	0	0	0.00%	0.00	17.89%
4	0	0	91	361	23.92%	0	0	0.00%	0.00	23.92%
5	0	0	93	454	30.09%	0	0	0.00%	0.00	30.09%
6	0	0	84	538	35.65%	0	0	0.00%	0.00	35.65%
7	0	0	86	624	41.35%	0	0	0.00%	0.00	41.35%
8	0	0	94	718	47.58%	0	0	0.00%	0.00	47.58%
9	0	11	89	807	53.48%	0	0	0.00%	0.00	53.48%
10	11	31	88	895	59.31%	2	2	0.70%	0.02	58.61%
11	31	52	85	980	64.94%	1	3	1.05%	0.01	63.89%
12	52	68	85	1065	70.58%	8	11	3.86%	0.09	66.72%
13	68	91	85	1150	76.21%	6	17	5.96%	0.07	70.24%
14	91	137	76	1226	81.25%	14	31	10.88%	0.18	70.37%
15	137	195	72	1298	86.02%	16	47	16.49%	0.22	69.53%
16	195	290	73	1371	90.85%	17	64	22.46%	0.23	68.40%
17	290	430	60	1431	94.83%	29	93	32.63%	0.48	62.20%
18	430	569	38	1469	97.35%	54	147	51.58%	1.42	45.77%
19	569	781	36	1505	99.73%	52	199	69.82%	1.44	29.91%
20	781	990	4	1509	100.00%	86	285	100.00%	21.50	0.00%
			1509			285			0.19	

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Gráfico 26
Distribución de calificaciones

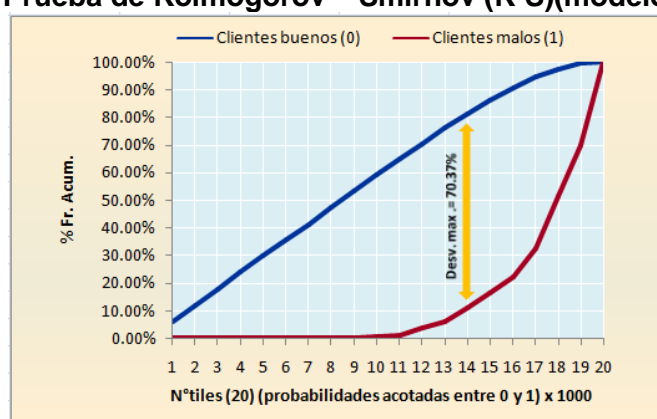


Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Inicialmente puede corroborarse que en un comportamiento adecuado, la distribución de los buenos clientes tiende a contraerse conforme crece la puntuación relacionada a las probabilidades, a diferencia de la distribución de los clientes malos, la cual tiende a incrementarse.

Adicionalmente y de forma puntual, puede apreciarse que quienes obtienen calificaciones por sobre los 430 puntos (rangos: 18, 19, 20) generalmente se convierten en malos clientes y en especial quienes lo hacen por sobre los 781 puntos (rango 20 – $odds / 21.50_{(client.malos/client.buenos)}$).

Gráfico 27
Prueba de Kolmogorov – Smirnov (K-S)(modelo)



Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Finalmente, puede afirmarse que en virtud de que el valor resultante de la prueba de Prueba Kolmogorov – Smirnov (K-S) se estableció en el 70.37%

(cercana al 80%), el modelo presenta efectivamente capacidad para discriminar entre tipos de cliente (buenos y malos).

5.2.11. Back Testing del Modelo

La prueba del modelo con los 357 casos que conformaron la muestra de verificación, ratificó la capacidad predictiva dilucidada inicialmente.

Tabla 33
Tabla de clasificación (back testing)

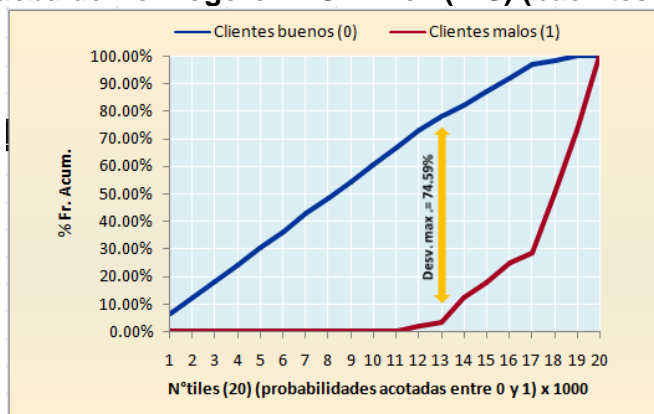
Observado	Estimado**		Porcentaje correcto (%)
	Bueno	Malo	
Bueno	255	6	97.70%
Malo	24	32	57.14%
Porcentaje completo (%)			90.54%

** Valor de corte 0.50

Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Es así como el porcentaje de aciertos obtenido en la identificación de clientes fue del 90.54%, en un nivel similar al obtenido en la prueba de clasificación del modelo. No obstante, el porcentaje de aciertos en la identificación de los malos clientes (57.14%) se contrajo en 4.26 puntos porcentuales comparado con el mostrado en la prueba referenciada.

Gráfico 28
Prueba de Kolmogorov – Smirnov (K-S) (back testing)



Fuente: SPSS, *Modelo de scoring para clientes urbanos*.
Elaboración: GUEVARA URQUIZO, Luis Felipe.

Pese a lo anterior, el valor resultante de la prueba Prueba Kolmogorov – Smirnov (K-S) aplicada a las observaciones de la muestra de verificación (74.59%), evidenció que si bien el modelo desarrollado no es potente en la

identificación de los clientes malos, su utilización en la predicción de observaciones externas mantiene de forma relativa la capacidad de discriminación presentada *a priori*.

CAPÍTULO VI

RESULTADOS, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 RESULTADOS

6.1.1 Validación de hipótesis

Conscientes de que el microcrédito adquiere mayores posibilidades de éxito cuando es implementado como una actividad financiera profesional, la aplicación y ejecución de un modelo de calificación estadística dentro de una ONG especializada mejoraría el manejo de su riesgo crediticio en zonas urbanas, a través de la identificación de variables determinantes en el comportamiento de pago de su población objetivo y mediante la puesta en marcha de estrategias diferenciadas de manejo y control a partir de la segmentación de su base de clientes urbanos.

Se acepta totalmente esta hipótesis por las siguientes razones:

- En primera instancia el caso de estudio de la ONG analizada encajó efectivamente en el perfil de una institución especializada en microcrédito. Específicamente demostró su firme intención de mantenerse y mejorar en el tiempo, una vez que generó economías de escala mediante el crecimiento intenso de su cartera de créditos (75.75%_(t.v.a 2008)) y manejó un esquema de funcionamiento financieramente sostenible basado en la prestación de un servicio que contempla precios de mercado (ind. sost 113.06%_(diciembre 2008)). Simultáneamente, también evidenció enfocarse en una población objetivo de subsistencia alta y acumulación simple, que en un 37.66% se encontró localizada en cantones que integran los tres quintiles de mayor índice de pobreza según consumo.
- El proceso de construcción del modelo logístico binario, en su fase de análisis de variables, permitió por una parte caracterizar el perfil del cliente urbano de la entidad y por otra descubrir ciertas relaciones que se establecen entre los valores que adoptan las diferentes variables y la tipología del cliente evaluado (bueno o malo).
- En cuanto a las características de los clientes urbanos de la entidad, se pudo visualizar que estos se distribuyeron de forma relativamente equitativa entre hombres y mujeres (45.57% y 54.33%), con una población joven adulta que se estableció según su edad

mayoritariamente entre los 26 y 35 (36.29%) y entre los 36 y 45 (27.71%) años de edad respectivamente; con un nivel de instrucción que por lo general fue secundario (47.32%) o primario (44.48%) y que en gran medida mantuvo condición civil casada (52.63%), pese a que la proporción de solteros se constató elevada (31.50%). Así también pudo apreciarse que los analizados se dedicaron prioritariamente a actividades de comercio de bienes y servicios, con ingresos familiares que por lo general oscilaron entre los \$1,001 y \$4,000 (59.31%), con lo cual quedó claro que sus actividades microempresariales no fueron intentos desesperados por subsistir.

- Su relación crediticia con la entidad se manifestó relativamente corta (1^{era} oper. 43.34% / 2^{da} oper. 28.00%), prioritariamente por solicitud de montos crediticios de entre \$601 y \$1,000 (40.60%) y de entre \$1,001 y \$2,000 (28.61%) y con plazos de entre 3 y 6 meses (40.17%) y de entre 7 y 9 meses (32.50%). Su historial crediticio testimonió de manera general un buen comportamiento de pago, dado que la peor calificación del 66.41% a nivel del sistema financiero durante los anteriores tres años a la concesión crediticia en la institución fue de A (44.62%) y B (21.79%) y finalmente su relación crediticia simultánea con entidades del SFR fue nula en un 31.36% y con un máximo de dos entidades en un 51.25% de los casos.
- En lo que refiere a las relaciones encontradas según la tipología del cliente (buenos o malos) pueden señalarse entre las más importantes las siguientes:
 - Conforme el rango de edad aumentó la proporción de clientes malos tendió a disminuir.
 - A mayor nivel de instrucción existió un mejor comportamiento de pago; sin embargo, los clientes con instrucción primaria presentaron una menor proporción de malos (14.59%) comparados con la presentada por aquellos clientes con instrucción secundaria (18.62%).
 - Entre clientes solteros y casados, la proporción de clientes malos tendió a concentrarse primordialmente en los primeros, no obstante, la proporción de malos se mostró mínima entre

- aquellos divorciados o separados (6.25% - divorciados y 7.80% - separados).
- Conforme la relación cliente - institución se expandió, la proporción de malos tendió a disminuir. De esta forma la proporción de malos en quienes incurrieron en primera operación fue substancialmente mayor (18.36%) comparada con la presentada por quienes se encontraron en tercera (13.36%) o de cuarta operación en adelante (13.70%).
 - Los clientes que solicitaron operaciones crediticias por montos de entre \$601 – \$1,000, sumados a quienes lo hicieron por montos superiores a los \$5,000, son aquellos que mostraron una mayor proporción de clientes considerados como malos (18.44% y 18.18%).
 - Conforme la periodicidad de pago se amplió, la proporción de clientes malos tendió a reducirse.
 - En la medida en la que el plazo de las operaciones se extendió, la proporción de clientes malos tendió a estabilizarse a la baja alrededor del 13.80% (rangos: 10 a 12 meses y mayor a 12 meses).
 - Aquellos clientes que obtuvieron en su historial crediticio de los últimos tres años al menos una calificación C, D o E, fueron quienes en mayor proporción se convirtieron en malos clientes (18.39% - C / 35.38% - D / 67.30% - E), siendo aquellos que incurrieron en una calificación E los más propensos.
 - Quienes mantuvieron relación con una sola entidad adicional en el SFR fueron quienes concentraron una menor proporción de clientes malos (14.91%), incluso con un nivel inferior al evidenciado por quienes no trabajaron con entidades del Sistema financiero regulado (16.62%).
- El modelo de score obtenido (logístico binario) evidenció por una parte ser estadísticamente significativo en su conjunto y por otra ser coherente con la dinámica de la actividad microcrediticia expuesta a través de la caracterización de las diferentes variables.
 - El modelo a través de sus variables logró explicar en un 61.6% (R cuadrado de Nagelkerke) la varianza de la variable dependiente (“1” mal

cliente / "0" buen cliente) y logró predecir acertadamente el 90.5% de los casos procesados; pese a que su poder para identificar malos clientes apenas presentó un porcentaje de eficacia del 61.4%.

- Las variables que a partir del modelo resultaron determinantes del comportamiento de pago de los clientes, fueron en orden de significancia: peor calificación histórica (últimos tres años), producto, rango de edad, estado civil, nivel de instrucción y rango de plazo. El comportamiento de las mencionadas al interior del modelo fue similar al expuesto en la fase de análisis de variables.
- Por otra parte, el resultado de la prueba K-S (70.37%) demostró que efectivamente el modelo tiene capacidad para discriminar entre tipos de clientes (buenos y malos) y así también validó la segmentación de clientes propiciada a partir de la estimación individual de la probabilidad de convertirse en un mal cliente ("1" mal cliente / "0" buen cliente), dispuesta para fines prácticos en calificaciones que oscilaron entre 0 y 1,000 puntos.
- Dado que puntualmente el score reflejó que quienes obtuvieron calificaciones por sobre los 430 puntos (rangos: 18, 19, 20) generalmente se convirtieron en malos clientes y en especial quienes lo hicieron por sobre los 781 puntos; la aplicación de estrategias de monitoreo especial y la disposición de condiciones diferenciadas de inicio para quienes integraron los rangos 18 y 19 y la exclusión de aquellos que integraron el rango 20, efectivamente hubiera mejorado la mitigación del riesgo crediticio.
- Finalmente, la utilización del score en una muestra de verificación (back testing), permitió corroborar que efectivamente la potencia y capacidad del modelo construido se replicó en la estimación de observaciones diferentes a las utilizadas en la construcción del modelo (K-S: 74.59%).

6.2 CONCLUSIONES

- A diferencia del esquema bancario tradicional que sustenta su operatividad y sostenibilidad en un esquema de garantías reales, el esquema microfinanciero basa su éxito en el levantamiento y análisis de un importante bagaje de información socioeconómica, que a la postre determina la voluntad y capacidad de pago del potencial beneficiario. En esta línea y con un enfoque de avanzada los modelos de calificación estadística o de *credit scoring* condensan de manera sistemática todo este conocimiento institucional, en favor de enriquecer y facilitar simultáneamente la evaluación crediticia individual y la gestión de mitigación del riesgo crediticio.
- La optimización de tiempo en la gestión de cobranza y con ello la oportunidad de invertir mayor tiempo en la generación de cartera, así como la contracción de la morosidad; fungen como los principales beneficios de una herramienta que dejando de lado la subjetividad promueve la cuantificación individual del riesgo a través de una probabilidad alimentada por una amplia gama de factores.
- La suposición de que el pasado se repetirá en el futuro, la necesidad de contar información recurrente de calidad y la importancia de mantener un sistema integrado de información gerencial, se presentan como algunas de las limitantes que deberán ser sorteadas en pos de aprovechar la herramienta en su real dimensión.
- La ONG analizada en la presente disertación para la aplicación práctica de un modelo de calificación estadística, demostró efectivamente cumplir con las condiciones básicas del oferente microfinanciero. Es así como puso de manifiesto su deseo de mantener el servicio en el tiempo a través de un esquema de funcionamiento sostenible, tanto a nivel operacional como financiero ($\text{ind.sostenibilidad}_{(\text{diciembre } 2008)}=113.06\%$), su decisión de potenciar y diseminar las bondades del programa a través de la generación de economías de escala ($75.75\%_{(\text{t.v.a. } 2008)}$) y su enfoque de mercado limitado a la población microempresarial de subsistencia alta y acumulación simple, sobre la cual la metodología individual obtiene sus mejores resultados.

- Los elevados ratios de calidad de cartera asociados a las agencias dispuestas en las ciudades de mayor tamaño (Quito y Santo Domingo) sumado a la concentración de cartera riesgosa en los productos diseñados para el financiamiento de actividades comerciales, de servicios y manufactura, pusieron de manifiesto la existencia de un foco de riesgo crediticio en la cartera dispuesta en el área urbana, es así como la caracterización de la tipología del cliente asociado y la determinación de su comportamiento de pago fueron los ejes sobre los cuales se enfocó el modelo de calificación estadística.
- Empíricamente y en virtud de los resultados alcanzados con la formulación del modelo logístico binario sobre los data de una ONG especializada en microfinanzas, puede concluirse que efectivamente la metodología es factible de ser utilizada en este tipo de instituciones tanto para la identificación de variables que determinan el comportamiento de pago, como para la segmentación de clientes según su perfil de riesgo en pos de aplicar estrategias diferenciadas de mitigación del riesgo crediticio.
- Sin embargo, también se pudo vislumbrar que el poder predictivo de un modelo de *score* en el segmento abordado requiere de la inclusión de un mayor número de variables; razón por la cual no puede ser utilizado directamente en la selección de clientes, ni tampoco como un mecanismo que reemplaza la investigación socioeconómica y financiera que realizada el oficial de crédito.
- La significancia estadística, la capacidad de segmentación probada y la coherencia con la dinámica de la actividad microfinanciera que presentó el modelo obtenido, permiten afirmar que su utilización bajo los parámetros definidos anteriormente hubieran repercutido indudablemente en la consecución de mejores ratios de calidad cartera.
- Las conclusiones anteriores corroboran ciertamente que la calificación estadística funciona de manera eficaz como una herramienta complementaria de mitigación del riesgo crediticio, que además de apuntalar la sostenibilidad operacional y financiera de instituciones dedicadas a la actividad microfinanciera, apoya directamente a la permanencia de un servicio de profundización financiera que promueve el ahorro, la inversión y la generación de capital humano entre una población que anteriormente estuvo desarticulada de la dinámica económica regular.

6.3 RECOMENDACIONES

- Conscientes de que el poder de predicción y segmentación de un modelo de calificación estadística depende de la calidad de información con la que se cuente, se recomienda establecer y divulgar entre el personal involucrado en el levantamiento y procesamiento de información, las opciones de respuesta instauradas para cada variable y su uso adecuado, en pos de estandarizar la información almacenada.
- Así también se recomienda levantar continuamente y a nivel interno la información de variables entregadas en productos de valor agregado por parte del buró de crédito y que diariamente se disponen para la evaluación crediticia individual como: peor calificación histórica y peor calificación actual (al momento de la concesión).
- Con la finalidad de fortalecer el modelo de calificación estadística se deberá almacenar una mayor cantidad de variables en el sistema de información gerencial, siendo las más relevantes: tenencia de línea telefónica en domicilio y negocio, gastos familiares y del negocio, período más largo de atraso y promedio de atrasos por cuota.
- En cuanto a la aplicación de estrategias de mitigación del riesgo crediticio basadas en la utilización del modelo de calificación estadística según segmentación de clientes, se recomienda específicamente: en aquellos que alcanzan una puntuación media o media alta de convertirse en malos, realizar una verificación detallada del análisis socioeconómico y financiero que les fuere levantado por el oficial de crédito correspondiente, la cual dependiendo del caso podrá incluir la visita in situ del implicado por parte de un supervisor, establecer condiciones de concesión diferenciadas (tamaño de monto, periodicidad de pago, plazo de pago) y establecer un cronograma de visitas anticipadas.
- En aquellos clientes que muestran una elevada probabilidad de convertirse en malos (elevada puntuación), se recomienda valorar puntualmente los beneficios y perjuicios de su inclusión en el programa, ya que su selección inadecuada podrá condicionar las posibilidades de acceso de otros potenciales clientes.

- Finalmente, en aquellos clientes que contrariamente a los anteriores, alcanzan una baja probabilidad de convertirse en malos (baja puntuación) y que muestran una evaluación alineada con el *score* por parte del oficial de crédito, se recomienda agilizar el proceso de sus desembolso crediticios y otorgarles un trato preferencial inicial. Estas facilidades de inicio podrán transformarse en beneficios reales como: reducción de tasas de interés, renovación crediticia inmediata, acceso a otros servicios con valor agregado, entre otros; siempre y cuando las estimaciones a priori se traduzcan en comportamientos ejemplares dentro del programa de crédito. Este tipo de incentivos implicarán efectivamente estrategias de fidelización de clientes de bajo perfil de riesgo.

BIBLIOGRAFÍA

Libros

CONESA, Juan Carlos, *Teoría Economía del Capital y la Renta*, Universidad Autónoma de Barcelona, Agosto 2006, <http://pareto.uab.es/jconesa/libro/?N=D>.

FREIXAS, Xavier y ROCHET, Jean Charles, *The Microeconomics of Banking*, y MUNGARY Alejandro y RAMÍREZ, Martín, coordinadores, *Lecciones de Microeconomía para microempresas*, PORRÚA, Miguel Ángel, México, 2004.

GOLDSMITH, Raymond, *Financial Structure y Development*, 1969, New Haven: Yale University Press.

GUJARATI, Damodar, *Econometría*, McGraw-Hill Interamericana, México, D.F., cuarta edición en español, 2003.

LACALLE, Maricruz, *Microcréditos. De pobres a microempresarios*, Editorial Ariel, España, 2005, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10075899&ppg=49>.

MENA, Bárbara, *Microcréditos: un medio efectivo para el alivio de la pobreza*, Editorial Cambio Cultural, Argentina, 2004, <http://site.ebrary.com/lib/pucesp/Doc?id=10065389&ppg=4>.

SAMARTÍN, Margarita, *Algunos temas relevantes en la Teoría Bancaria*, Departamento de Economía de la empresa de la Universidad Carlos III de Madrid, mayo 2004, <http://e-archivo.uc3m.es:8080/dspace/handle/10016/28>.

SEBASTIÁN, Altina y LÓPEZ, Joaquín, *Gestión Bancaria: Los nuevos retos en un entorno global*, McGraw-Hill / Interamericana de España. S.A., Aravaca, 2001.

USAID - DAI, *Ecuador: Moviendo fronteras en microfinanzas*, septiembre 2008.

Publicaciones

COMITÉ DE BASILEA SOBRE SUPERVISIÓN BANCARIA, *Principios para la Administración del Riesgo de Crédito*, Basilea, 1999.

PELÁEZ MORAL, Irene, *Modelos de regresión: lineal simple y regresión logística*, capítulo 14, <http://www.revistaseden.org/files/14-CAP%2014.pdf>

SCHREINER, Mark, *Ventajas y Desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*, Microfinance Risk Management and Center for Social Development Washington University in St. Louis, septiembre 2002, http://www.microfinance.com/Castellano/Documentos/Scoring_Ventajas_Desventajas.pdf.

SCHREINER, Mark y DELLIEN, *Calificación Automatizada del Crédito en las Microfinanzas: Lineamientos basados en la experiencia de las afiliadas de WWB en Colombia y República Dominicana*, Women's World Banking, copyright © 2003.

SCHREINER Mark, *La Calificación Estadística en las Microfinanzas: ¿Podrá funcionar?*, Microfinance Risk Management and Center for Social Development Washington University in St. Louis, octubre 2000, <http://www.microfinanzas.org/uploads/media/1190.pdf>

SCHREINER, Mark, *Scoring para las Microfinanzas*, Tecnoferia 2003, Lima 26 de julio, <http://www.microfinance.com/Castellano/indice.html>.

Revistas

DE GREGORIO, José y GUIDOTTI, Pablo, *Desarrollo Financiero y Crecimiento Económico*, Revista de Economía Política: Pensamiento Iberoamericano, N°19, Madrid, enero – junio 1996.

SCHREINER, Mark y DELLIEN, Hans, *El scoring estadístico, los bancos y las microfinanzas: cómo lograr un balance entre el uso de la tecnología y la atención personalizada*, BID, Microempresa – Informe de avances N°2, vol. 8, diciembre 2005.

Boletines

BARRIOS PÉREZ, Víctor, *¿Por qué existen los bancos?*, Boletín económico de ICE, N° 2799, 15 al 28 de marzo 2004, http://www.revistasice.info/cmsrevistasICE/pdfs/BICE_2799_3342__12120B0C8DDE3D4E9164EF220A22DFD9.pdf.

CGAP, *Cuantificación de la Morosidad en los Microcréditos*, Estudios Especiales, nota 3, diciembre 1999.

CGAP, *Microfinanzas, donaciones y respuestas no financieras para la reducción de la pobreza: ¿dónde encaja el Microcrédito?*, Notas de Enfoque N° 20, octubre 2001, <http://www.iadb.org/sds/doc/enfoques20.pdf>.

CGAP, Principios claves de las Microfinanzas, <http://www.iadb.org>.

MICROFINANCE INFORMATION EXCHANGE, INC. (MIX), *Benchmarks Regionales – América Latina y el Caribe*, 2007.

SCALAR CONSULTING, *Scoring: Variables Significativas*, Boletín informativo, febrero 2005.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos-Riesgo de Crédito*, publicado el viernes 6 de junio del 2008, <http://gestionriesgosbolivia.blogspot.com/2008/06/8-riesgo-de-credito.html>.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos -Riesgo de Crédito (2)*, publicado el martes 24 de junio del 2008, <http://gestionriesgosbolivia.blogspot.com/2008/06/9-riesgo-de-credito-2.html>.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y ENTIDADES FINANCIERAS DE BOLIVIA, *Boletín de gestión de Riesgos - Riesgo de Crédito en Basilea II*,

publicado el viernes 11 de julio del 2008, <http://gestion.riesgos.bolivia.blogspot.com/2008/07/10-riesgo-de-credito-en-basilea-ii.html>.

RED FINANCIERA RURAL (RFR), *Boletín Microfinanciero N°20*, septiembre 2008.

RED FINANCIERA RURAL, (RFR), *Boletín Microfinanciero N°21*, diciembre 2008.

RED FINANCIERA RURAL (RFR), *Informe de Desempeño Financiero y de Mercado (ONG analizada)*; marzo 2008

Web

ABED, Fazle, *Entrevista realizada por Countdown 2005*, recogida en la página Web de la Cumbre del Microcrédito, <http://www.microcreditsummit.org/newsletter/action3.htm>.

AGUAYO, Mariano, *Cómo hacer una Regresión Logística con SPSS® "paso a paso"*, Fundación Andaluza Beturia para la investigación en Salud, http://www.fabis.org/html/archivos/docuweb/Regres_log_1r.pdf.

BANCA FÁCIL, *El banquero de los 10 pesos*, <http://www.bancafacil.cl/bancafacil/servelet/Contenido?indice=1.2&idPublicacion=4000000000000107&idCategoria=5>.

BENCH COLOMBIA, *Una revisión de la literatura sobre el vínculo entre sistema financiero y crecimiento económico*, Capítulo 1, <http://bdigital.eafit.edu.co/bdigital/PROYECTO/P330.09861C957/capitulo1.pdf>.

CGAP (Advancing financial access for the world's poor), Global estimates, <http://www.cgap.org/p/site/c/template.rc/1.11.1792>.

CRUZ DELGADO, Naldy, *El papel de las ONG's en el futuro de las Microfinanzas*, http://www.iadb.org/sds/FOROMIC/IXforo/Material/es_delgado_s.pdf.

ESQUIVEL, Horacio y HERNÁNDEZ, Ulises, *Metodología de medición de impacto en microfinanzas rurales*, <http://www.sra.gob.mx/internet/agronuevo/num14/HoracioEsquivel.pdf>.

FUENTES, Iván, *Pruebas de Bondad*, Foro de Estadística, http://foros.emagister.com/commons_v2/DescargarFichero.php?id_fichero=143677&id_foro=12873.

LÓPEZ, Antonio, *Análisis de la Relación entre intermediación crediticia y crecimiento económico en Venezuela*, Banco Central de Venezuela, julio 2003, p.10, http://www.cemla.org/pdf/redviii/venezuela_lopez.pdf.

LÓPEZ Y TÉLLEZ, *Apuntes de Bioestadística*, Universidad de Málaga, <http://www.bioestadistica.uma.es/baron/apuntes/ficheros/cap08.pdf>.

MALATINO, Pablo, *Scoring para créditos*, publicado el 20 de diciembre del 2006, <http://secretosenred.com/articles/1742/1/ScoringparaCreditos/Page1.html>.

MEDINA MORAL, Eva, *Análisis discriminante con metodología logit*, Universidad Autónoma de Madrid, http://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/dis_logit.pdf.

MOLINERO, Luis, *¿Qué es el método de estimación de máxima verosimilitud y cómo se interpreta*, Asociación de la Sociedad Española de Hipertensión (SHE), <http://www.seh-lelha.org/maxverosim.htm>.

ROMERO, Martha, *Riesgo de Crédito*, Instituto de riesgo financiero, <http://www.RiesgoFinanciero.com>.

SINBAQUEDA, Lilian, *¿Qué es scoring? Una visión práctica de la gestión del riesgo de crédito*, <http://www.riesgofinanciero.com/102104SCORING.pdf>.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X.- De la gestión y administración de riesgos, Sección I.- Alcance y definiciones, Artículo 2, http://www.superban.gov.ec/pages/e_codificacion_sistfinanciero.htm#10.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS, Nueva Codificación de Resoluciones de la SBS y la Junta Bancaria - Sistema Financiero, Libro I, Título X, Capítulo II.- De la administración del riesgos de crédito, Sección I.- Alcance y definiciones, Artículo 2, http://www.superban.gov.ec/pages/e_codificacion_sist-financiero.

SUPERINTENDENCIA DE BANCOS Y SEGUROS DEL ECUADOR, *Capítulo I.- Relación entre el patrimonio técnico total y los activos y contingentes ponderados por riesgo para las instituciones del sistema financiero*, Normas generales para la aplicación de la ley general de instituciones del sistema financiero, artículo 1, http://www.superban.gov.ec/downloads/normativa/nueva_codificacion/titulo_V/cap_I.pdf.

TRANSUNION, *La importancia de los scoring para el crecimiento económico*, 2007, http://www.transunion.com/docs/interstitial/scoringWhitepaper_Mexico.pdf.

UNIVERSIDAD DE HUANCABELICA, *Análisis de Regresión Logística*, Facultad de Ingeniería, <http://www.unh.edu.pe/ingenieria/ingenieria/profesores/ecqp/asignaturas/clases/teoria/9/clase-regresion-logistica1.doc>.

UNIVERSIDAD DE LAS PALMAS DE GRAN CANARIA, *Prueba de Bondad de Ajuste de Kolmogorov-Smirnov (KS)*, http://www.ulpgc.es/hege/almacen/download/5/5015/Complemento_3_Prueba_de_Bondad_de_Ajuste_de_Kolmogorov_Smirnov.pdf.

Otros

ANDRADE, Roberto, *Manejo de Riesgos Integrales en Instituciones Financieras*, presentación, octubre 2005.

FARDELLA Pedro, *Funcionamiento exitoso de instituciones dedicadas a microfinanzas*, entrevista, consultor en microfinanzas LOCFUND, Quito, 2 de julio del 2008.

ONG, *Documento ONG y las Microfinanzas*, septiembre 2007.

ONG, Guevara Luis Felipe, *Indicadores microfinancieros mensuales*, Quito, junio 2008.

ONG, *Plan estratégico 2008 – 2010*.

ONG, *Presentación institucional*, diciembre 2008.

ONG, *Principales indicadores y evaluación mensual de resultados*, diciembre 2008.

ONG, *Reportes: Indicadores de gestión y Detalle de calificación de cartera*, Sistema de Información y Administración de Cartera (SISCE), diciembre 2008.

YUNUS, Mohammad, *Towards Creating a Poverty-Free World*, discurso presentado ante el Club de Debate de la Universidad Complutense, Madrid, 25 de abril de 1998.