

ISSN 1992-1896



Contabilidad y Negocios

Revista del Departamento Académico
de Ciencias Administrativas
volumen 6, número 11
julio 2011

- Actualidad Contable
- Banca y Finanzas
- Formación Profesional
- Administración
- Comercio Exterior
- Reseñas



**FONDO
EDITORIAL**

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ

Un caso empírico en la evaluación del riesgo de crédito de una institución de microfinanzas peruana

An empirical approach to the credit risk assessment of a microfinance institution in Peru

Juan Lara Rubio, Manuel Pedro Rodríguez Bolívar y Salvador Rayo Cantón

Universidad de Granada
Departamento de Economía Financiera y Contabilidad

Resumen

El crecimiento del número de microcréditos junto con las excelentes condiciones para llevar a cabo la actividad microfinanciera en la economía y sistema financiero de la República de Perú están impulsando a las instituciones de microfinanzas (IMF) a una mayor competencia con las entidades bancarias por este segmento de negocio. Al igual que en la banca comercial, en microfinanzas preguntas tales como: ¿conviene este cliente?, ¿cuál es el límite de crédito que debo aceptar a su solicitud?, ¿qué tasa de interés debo cobrar?, ¿cómo puedo reducir el riesgo de impago?, etc., son cuestiones que deben valorarse de forma adecuada. Este trabajo plantea un método que podría facilitar una mejora en la calificación de los clientes fallidos y no fallidos. Para ello, se propone una metodología que analiza el riesgo de crédito en la concesión de microcréditos mediante el diseño de un modelo de *credit scoring* aplicado a una entidad de desarrollo de la pequeña y micro empresa (EDPYME), IMF sometida a supervisión por la Superintendencia en Banca y Seguros (SBS).

Palabras clave: microcréditos, instituciones de microfinanzas, riesgo de crédito, *credit scoring*, *logit*.

Abstract

The growth of micro-credit along with the excellent conditions to carry out microfinance activity in the economy and financial system of the Republic of Peru are pushing for Microfinance Institutions (IMF) increased competition with banks in this segment business. Like in commercial banks, in microfinance questions such as: is this customer profitable?, What is the credit limit that I must accept to his/her application?, What interest rate should I charge to him/her?, How I can reduce the risk default?, etc., are matters to be assessed properly. We propose a method that could facilitate improvement in customer qualification between failed and not failed. To this end, we propose a methodology that analyzes credit risk in the provision of microcredit through the design of a credit scoring model that we apply to a Development Agency for Small and Micro Enterprise (EDPYME), which is an IMF under the supervision by the Banking and Insurance Superintendency (SBS).

Keywords: Microcredit, Institutions of Microfinance, Credit Risk, Credit Scoring, Logit.

Introducción

Las instituciones de microfinanzas (IMF) ofrecen servicios de ahorro y de créditos pequeños, normalmente a corto plazo y sin garantías, a aquellos sectores de la población con mayores problemas de acceso a los recursos financieros. Quizás este sea uno de los principales motivos por los que no haya existido una motivación importante para la elaboración de mecanismos cuantitativos capaces de medir el riesgo de la actividad crediticia de las IMF, en comparación con lo sucedido en el resto del sistema financiero.

No obstante, aunque algunos autores han señalado dificultades y limitaciones para establecer modelos de *scoring* en el caso particular de las microfinanzas (Dennis 1995; Kulkosky 1996; Schreiner 2003), reconocen que para minimizar los costes de las entidades de microfinanzas, es necesario investigar en la implementación de sistemas de gestión y de calificación estadística del potencial de los clientes a través de modelos de *credit scoring*.

Ahora bien, la explicación y predicción del riesgo de impago en microfinanzas deben ser abordadas de una manera distinta a como se viene haciendo en la banca comercial debido, tanto a las limitaciones de las bases de datos, como al propio proceso de elaboración de un sistema de medición del riesgo de microcrédito. En este sentido, la existencia de unos historiales de crédito poco desarrollados y faltos de información impide predecir la probabilidad de que un cliente tiene de desatender al pago de la deuda mediante el uso de los sistemas tradicionales de *credit scoring* desarrollados para la banca.

Teniendo presente lo anterior, este artículo plantea ofrecer una metodología adecuada para la evaluación y medición del riesgo de impago en las IMF e intenta aportar una solución válida para una aplicación de negocio a este tipo de entidades.

Para ello, en la segunda parte del trabajo, se plantea una revisión de la literatura donde se exponen los modelos de *credit scoring* para IMF publicados hasta

Tabla 1. Modelos de Credit Scoring en IMF

Autor (fecha)	País	Tamaño de la muestra	Número de Inputs	Número de Inputs incluidos	Técnica estadística	Performance Metrics
Viganò (1993)	Burkina Faso	100	53	13	Análisis Discriminante	PCC, R ²
Sharma y Zeller (1997)	Bangladesh	868	18	5	Estimación TOBIT de Máxima Verosimilitud	N / A
Zeller (1998)	Madagascar	168	19	7	Estimación TOBIT de Máxima Verosimilitud	N / A
Reinke (1998)	Sudáfrica	1641	8	8	Regresión Probit	N / A
Schreiner (1999)	Bolivia	39 956	9	9	Regresión Logística	PCC
Vogelgesang (2002)	Bolivia	8002	28	12	Modelo de Utilidad Aleatoria	PCC, Pseudo R ²
Vogelgesang (2002)	Bolivia	5956	30	13	Modelo de Utilidad Aleatoria	PCC, Pseudo R ²
Diallo (2006)	Mali	269	17	5	Regresión Logística, Análisis Discriminante	PCC, R ²
Dinh y Kleimeier (2007)	Vietnam	56 037	22	17	Regresión Logística	PCC, SENS, SPEC
Van Gool <i>et al.</i> (2009)	Bosnia-Herzegovina	6722	16	8	Regresión Logística	PCC, SENS, SPEC, ROC Curve

Fuente: adaptado de Van Gool *et al.* (2009)

la actualidad. La tercera parte describe la metodología empleada para la consecución de un modelo de *credit scoring* para instituciones de microfinanzas, y se concreta en la selección de la muestra tomando como base de investigación la cartera de créditos microempresa de la EDPYME Proempresa, entidad del sistema financiero de la República del Perú. Por último en la cuarta parte se presentan los resultados de la aplicación del modelo. Finalmente, se proponen una serie de conclusiones derivadas de la investigación.

Evolución del *credit scoring* en las microfinanzas

Los *credit scoring* son métodos estadísticos utilizados para clasificar a los solicitantes de crédito, o incluso a quienes ya son clientes de la entidad evaluadora, entre las clases de riesgo ‘bueno’ y ‘malo’ (Hand y Henley 1997) estimando, en el momento de evaluación de la solicitud, cuál será el comportamiento del crédito hasta su vencimiento, atendiendo al riesgo del cliente, y utilizando para ello, un modelo predictivo de comportamiento de pago o reembolso mediante una puntuación que mide el riesgo de un prestatario y/o de la operación.

El primer modelo de *scoring* para microfinanzas que se conoce fue desarrollado por Viganò (1993) para una institución de microfinanzas de Burkina Faso. A partir de entonces, algunos autores se han interesado por el estudio del riesgo de crédito en las IMF y de la predicción del impago del microcrédito, según se observa en la tabla 1.

Como se puede observar en la tabla 1, los modelos de *scoring* en microfinanzas publicados hasta la actualidad, por lo general son escasos; están diseñados en las regiones de América Latina y de Sudáfrica, y están basados, principalmente, en la utilización de técnicas paramétricas (Vogelgesang 2003; Dinh y Kleimeier 2007). Además, junto a las inconsistencias que podría

plantear el uso de determinadas metodologías estadísticas, algunos modelos se han construido sobre grupos mancomunados (Sharma y Zeller 1997; Reinke 1998; Zeller 1998), lo que ha llevado a un debate actual en la doctrina que invalida dichos modelos, argumentando que el *scoring* no plantea soluciones consistentes para préstamos en grupo (Schreiner 2003).

Teniendo en cuenta lo anterior, así como el crecimiento que ha sufrido el mercado de los microcréditos en los últimos años (tabla 2), se plantea la necesidad de disponer de un modelo adecuado que permita evaluar y medir el riesgo de impago en las IMF, objetivo al que se dirige esta investigación.

Tabla 2. Evolución mundial del microcrédito

Año	Número de instituciones especializadas	Número de clientes	Número de clientes en pobreza extrema
1998	618	13 478 497	7 600 000
1999	925	20 938 899	12 221 918
2000	1065	23 555 689	13 779 872
2001	1567	30 681 107	19 327 451
2002	2186	54 932 235	26 878 332
2003	2572	67 606 080	41 594 778
2004	2931	80 868 343	54 785 433
2005	3164	92 270 289	66 614 871
2006	3233	113 261 390	81 949 036
2007	3316	133 030 914	92 922 574
2008	3552	154 825 825	106 584 679

Fuente: elaboración propia a partir de Daley-Harris (2009)

Modelo de *credit scoring* para una institución de microfinanzas peruana

Justificación y objetivos del estudio

En los países desarrollados, las entidades financieras apoyan su decisión de concesión de un crédito en modelos matemáticos que predicen su probabilidad de impago a partir del comportamiento pasado de una

cartera, con el objetivo de mejorar la eficiencia y la cuenta de resultados (Allen *et al.* 2004).

La cuestión es si un procedimiento similar es compatible con el negocio de las entidades de microfinanzas. La escasa literatura al respecto sugiere que nos encontramos ante un campo poco explorado. Por otra parte, las limitaciones existentes han conducido a modelos y aplicaciones de la medición del riesgo de impago en microfinanzas que no son adecuadas para la toma de decisiones, ya que como apunta Schreiner (2000), los modelos de *credit scoring* en microfinanzas apoyan la decisión del analista de créditos, pero no la sustituyen.

El objetivo de esta investigación consiste en diseñar un modelo de *credit scoring* que supere las limitaciones comentadas. El modelo econométrico que se pretende construir se basa en el conocimiento de las características de los créditos en el momento de su desembolso y su comportamiento de pago después del desembolso. Tiene, por tanto, una doble finalidad: explicativa y predictiva. Es decir, el objetivo es estimar la probabilidad de impago de futuros créditos potenciales antes del desembolso por parte de la EDPYME.

Definición de incumplimiento

El incumplimiento de pago no presenta aún una definición consensuada en la doctrina, aunque podría identificarse como todo aquel atraso en el pago que conlleve un coste para la organización. En cualquier caso, de acuerdo a la literatura existente, parece adecuado que el plazo de tiempo para identificar el incumplimiento de pago debe adecuarse a la entidad que se analiza. Así, Schreiner (1999), en el modelo de calificación de riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia, identificó el atraso costoso como un «atraso de 15 días o más», aunque no presentara los motivos en los que se basó para determinarlo.

En cambio, en este estudio, el concepto de incumplimiento en el pago se define como todo aquel atraso de un mínimo de treinta días desde el vencimiento de, al menos, una cuota de amortización del microcrédito concedido a un determinado cliente. El plazo señalado respeta los plazos de atraso que conlleva un coste para la organización y toma esta referencia temporal por indicación de la propia organización, hecho corroborado posteriormente por los informes emitidos por la agencia de *rating* para microfinanzas MicroRate, que considera como cartera en riesgo la compuesta por créditos atrasados en más de treinta días.

La variable dependiente en el modelo estadístico que se propone en este trabajo es dicótoma con un valor de uno (1) para los créditos impagados en las características anteriormente señaladas y cero (0) para los créditos que resultaron pagados en cada vencimiento.

Selección de la muestra y metodología de investigación

La base de datos de la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa contiene información sobre el comportamiento de pago histórico de los clientes que solicitaron créditos en el periodo 1997-2005. Para la selección de la muestra utilizada en la elaboración del modelo de *credit scoring* se han tenido presente las siguientes consideraciones:

Los datos de la muestra constituyen una fuente de información resultado del proceso que sigue la entidad en la concesión de microcréditos. En esta línea, Kim (2005) construye un modelo de riesgo de crédito cuya aplicación estadística depende del proceso de concesión de un crédito agrario. Se pretende que la muestra aporte la mayor información posible del cliente, bien sea en términos cuantitativos como cualitativos. Por lo tanto, los casos admitidos han de contener toda la información de las variables explicativas y se eliminaron

aquellos casos que no aportan información en una determinada variable analizada y seleccionada para la construcción del modelo. Asimismo, los datos considerados estarán referenciados al mismo periodo de tiempo, tanto para los casos de impago como para los casos en los que se atienda el pago.

Finalmente, tras un proceso de eliminación de *missing value* se construyó una base de datos con una muestra de 5451 microcréditos concedidos y no rechazados por la entidad. Según se indica en la tabla 3, la muestra fue dividida aleatoriamente en dos submuestras con la intención de realizar una validación a posteriori sobre el modelo de regresión logística estimado, destinando el 75% de los casos totales a la estimación del modelo estadístico y el 25% restante a la validación del mismo (Bensic *et al.* 2006), teniendo en cuenta que los créditos considerados en la muestra corresponden a microempresas y PYMES. Por otra parte, Son créditos concedidos a personas físicas o jurídicas para la financiación de actividades de producción, comercio o prestación de servicios y cuyos montantes se encuentran dentro de los límites legales establecidos por la normativa de la SBS para microempresas y PYMES en el periodo de estudio.

Sobre la base de los trabajos de Greene (1992), Lawrence y Arshadi (1995) Bellotti y Crook (2007), Van Gool *et al.* (2009), esta investigación clasifica las variables explicativas de partida (tabla 4) en tres grandes bloques: variables del cliente, variables de la operación de préstamo y, por último, variables macroeconómicas. La consideración de variables que incorporan la realidad macroeconómica es, a nuestro entender, un aspecto importante en esta investigación ya que la base de datos inicial de la cartera no las contemplaba, y su incorporación mejoró de forma significativa los resultados del modelo.

Tabla 3. Cartera microcréditos EDPYME Proempresa

EDPYME		
Periodo estudio		
1997 / 2005		
Observaciones (N)		
Pagos 2673	Impagos 2778	TOTAL 5451
Muestra estimación (75%)		
Pagos 2016	Impagos 2072	TOTAL 4088
Muestra validación (25%)		
Pagos 657	Impagos 706	TOTAL 1363

Fuente: elaboración propia basada en los datos de la EDPYME Proempresa

Como metodología de investigación y con objeto de evitar los inconvenientes que presentan los modelos de regresión lineal o análisis discriminante (Mures *et al.* 2005), se aplicó la regresión logística binaria como técnica para plantear un modelo cuya variable respuesta o dependiente es una variable *dummy* con un valor cero (0) cuando el cliente paga, y uno (1) cuando no paga.

El modelo de regresión logística puede formularse como:

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

donde p es la probabilidad de ocurrencia del evento de interés, en este caso, impago o *default*. Dado el valor de las variables independientes, la probabilidad señalada puede ser calculada directamente de la siguiente forma (Wiginton 1980):

$$p = \frac{e^z}{1+e^z} = \frac{1}{1+e^{-z}}, \quad (2)$$

siendo:

$$z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (3)$$

Tabla 4. Variables explicativas

VARIABLE	CONCEPTO
Variables del cliente o prestatario	
ZONA	Lugar geográfico de la agencia o sucursal. Variable <i>dummy</i> (0) zona centro (1) extrarradio
ANTIGUO	Tiempo del prestatario como cliente de la entidad
CRED_CONC	Créditos concedidos con anterioridad
CRED_CONC2	Créditos concedidos en el último año
CRED_DENEG	Créditos denegados con anterioridad
SECTOR	Sector de actividad de la microempresa. Variable categórica (0) Comercio (1) Agricultura (2) Producción (3) Servicio
CLAS_ENT	Clasificación del cliente según la IMF. Variable <i>dummy</i> (0) cliente normal (1) cliente con algún tipo de problema
CUOT_TOT	Número total de cuotas pagadas en historial de crédito
CUOT_MORA	Número de cuotas incurridas en morosidad
MEDIA_MORA	Promedio (días) de la morosidad del cliente
MORA_MAYOR	Número de días de la mayor mora del cliente
SEXO	Género del prestatario. Variable <i>dummy</i> (0) hombre (1) mujer
EDAD	Edad en el momento de la solicitud del crédito
E_CIVIL	Estado civil. Variable <i>dummy</i> (0) soltero (1) unidad familiar.
SIT_LAB	Situación laboral del cliente. Variable <i>dummy</i> (0) propietario (1) Dependiente
R1	Rotación activos = Ingresos ventas / Total activo
R2	Productividad = Utilidad bruta / Costes operativos
R3	Liquidez = Capacidad pago / Total activo
R4	Rotación liquidez = Capacidad pago / Ingresos ventas x 360
R5	Dependencia o endeudamiento = Total pasivo / (Total pasivo + Total Patrimonio)
R6	Apalancamiento = Total pasivo / Total patrimonio
R7	ROA = Utilidad neta / Total activo
R8	ROE = Utilidad neta / Total patrimonio
Variables del crédito de la operación de préstamo	
DEST_CRED	Destino del microcrédito. Variable <i>dummy</i> (0) Capital de trabajo (1) Activo Fijo.
GARANT	Tipo de garantía aportada por el cliente. Variable <i>dummy</i> (0) Declaración jurada (1) Garantía real (aval, prenda, hipoteca, etc.)
MONEDA	Tipo de moneda en la que se concede el crédito. Variable <i>dummy</i> (0) Nuevos Soles (1) US\$
MONTO	Importe del microcrédito
MONTO_RECH	Cantidad rechazada por la institución
DURACIÓN	Número de cuotas mensuales del microcrédito solicitado
INT_MENS	Tasa de interés mensual del microcrédito
VTOCRED_SBS	Pronóstico del analista sobre la situación del crédito a su vencimiento. Variable <i>dummy</i> (0) vigentes (1) con problemas estimados
Variables macroeconómicas	
PIB	Tasa de variación anualizada del producto interior bruto durante la vigencia del crédito
IPC	Tasa de variación anualizada del índice de precios al consumidor durante la vigencia del crédito
IE	Tasa de variación anualizada del índice de empleo durante la vigencia del crédito
TC	Tasa de variación anualizada de la tasa de cambio durante la vigencia del crédito
TI	Tasa de variación anualizada de los tipos de interés durante la vigencia del crédito
IGB	Tasa de variación anualizada del índice general bursátil durante la vigencia del crédito
AGUA	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de agua durante la vigencia del crédito
LUZ	Tasa de variación anualizada de la tarifa municipal de la luz durante la vigencia del crédito
TFNO	Tasa de variación anualizada de la tarifa del teléfono durante la vigencia del crédito

Fuente: elaboración propia basada en los trabajos de Greene (1992), Lawrence y Arshadi (1995) Bellotti y Crook (2007), Van Gool *et al.* (2009)

Análisis de resultados: estimación del modelo y su valoración

El tratamiento de la base de datos de la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa, mediante el módulo de regresión logística binaria del *software* SPSS versión 15, ofrece como resultado la ecuación de puntuación Z (expresión 4) y la probabilidad de impago P (expresión 5), para cada uno de los acreditados de dicha cartera.

$$Z = 8,703 - 0,498 \text{ ZONA} - 1,693 \text{ SIT_LAB} - 3,062 \text{ R3} + 1,274 \text{ R5} - 0,070 \text{ CRED_CON2} - 1,088 \text{ DEST_CRED} - 1,064 \text{ GARANT} - 4,356 \text{ VTOCRED_SBS} + 0,241 \text{ TC} \quad (4)$$

donde:

$$P (\text{Probabilidad de incumplimiento}) = \frac{1}{1 + e^{-(Z)}} \quad (5)$$

En cuanto a la valoración del modelo y a la vista de los coeficientes del mismo mostrados en la tabla 5, se observa que dos variables influyen positivamente y siete influyen negativamente en la probabilidad de que un cliente sea moroso. Cabe destacar, también, que la variación anualizada del tipo de cambio correspondiente al grupo de las variables macroeconómicas, forma parte del modelo final de *scoring* para la EDPYME Proempresa, es decir que el ciclo económico influye en la valoración del riesgo de impago de un cliente de microcrédito.

Respecto a la bondad del ajuste, el software calcula coeficientes similares al R2 calculado en regresión lineal, concretamente el R2 de Cox y Snell y el R2 de Nagelkerke, cuyos valores respectivos (tabla 6), son indicativos de un ajuste aceptable en regresión logística. En esta línea y según puede observarse en la figura 1, al aproximarse la curva COR del modelo a la esquina superior izquierda del gráfico, confirma que el modelo dispone de una correcta capacidad de discriminación entre los dos grupos de clientes.

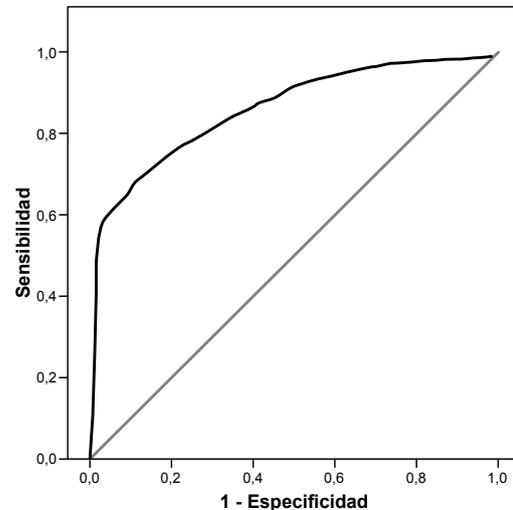
Tabla 6. Bondad del ajuste. Pseudo-R2

Resumen de los modelos

Paso	-2 log de la verosimilitud	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	3817,438*	,364	,485

a. La estimación ha finalizado en el número de iteración 7 porque las estimaciones de los parámetros han cambiado en menos de ,001.

Figura 1. Curva COR



A su vez, es interesante valorar la capacidad o eficacia predictiva del modelo, lo que se realiza a partir de la tabla de clasificación que se presenta en la tabla 7, en la que se recogen los valores observados para la variable dependiente, distinguiendo entre clientes morosos (1) y no morosos (0), y los valores pronosticados según el modelo estimado. Según lo dicho, el porcentaje correcto de clasificación obtenido para el modelo de *credit scoring* de la EDPYME Proempresa fue del 78,3%, midiendo, este, la precisión con la que el modelo consigue discriminar entre los casos ambos grupos (clientes que pagan y clientes incumplidores). Puede observarse también cómo queda corroborado por un porcentaje similar tras aplicar las expresiones (4) y (5) a la muestra reservada para la validación.

Tabla 5. Variables de la ecuación en el modelo final

Variables en la ecuación

	B	E.T.	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	I.C. 95,0% para EXP(B)	
							Inferior	Superior
Paso 1 ^a								
ZONA(1)	-,498	,081	37,967	1	,000	,608	,519	,712
SIT_LAB(1)	-1,693	,563	9,032	1	,003	,184	,061	,555
R3	-3,062	,552	30,782	1	,000	,047	,016	,138
R5	1,274	,275	21,399	1	,000	3,576	2,084	6,136
CRED_CON2	-,070	,017	16,244	1	,000	,932	,901	,965
DEST_CRED(1)	-1,088	,136	64,501	1	,000	,337	,258	,439
GARANT(1)	-1,064	,083	166,253	1	,000	,345	,294	,406
VTOCRED_SBS(1)	-4,356	,233	348,203	1	,000	,013	,008	,020
TC	,241	,010	532,525	1	,000	1,273	1,247	1,299
Constante	8,703	,639	185,375	1	,000	6022,226		

a. Variable(s) introducida(s) en el paso 1: ZONA, SIT_LAB, R3, R5, CRED_CON2, DEST_CRED, GARANT, VTOCRED_SBS, TC.

Tabla 7. Matriz de clasificación (a) para la muestra de estimación (b) para la muestra de validación

Tabla de clasificación^a

Observado		Pronosticado			
		Y		Porcentaje correcto	
		,00	1,00		
Paso 1	Y	,00	1798	218	89,2
		1,00	671	1401	67,6
	Porcentaje global				78,3

a. El valor de corte es ,580

(a)

Observado	Pronosticado		Porcentaje
	Pago (0)	Impago (1)	
Pago (0)	586	71	89,19%
Impago (1)	233	473	67,00%
Porcentaje global de acierto			77,70%

(b)

Conclusiones

Una revisión bibliográfica de la literatura sobre *credit scoring* para instituciones de microfinanzas ha puesto de manifiesto la insuficiencia de trabajos en este campo de estudio, lo que permite afirmar la necesidad de investigaciones futuras que aborden este tema y establezcan propuestas de modelos eficientes de *credit scoring*.

En el presente trabajo se ha planteado un modelo de *credit scoring* para la cartera de microcréditos de la EDPYME Proempresa, en la que, aplicando la regresión logística binaria, se ha diseñado un modelo de calificación estadística capaz de predecir correctamente un 78,3% de los créditos de la cartera de la EDPYME, mejorando los resultados obtenidos en los modelos de *scoring* para IMF ya publicados y corroborado por un porcentaje similar en el proceso de validación del modelo. A este respecto, las medidas de valoración del

modelo globalmente indican un ajuste aceptable en regresión logística.

Por otra parte, el modelo propuesto ha sido construido sobre la base del proceso de evaluación y concesión del microcrédito. Puesto que dicho proceso constituye una práctica generalizada en el mercado microfinanciero, se concluye que el modelo puede ser válido para cualquier IMF supervisada en el sistema financiero peruano.

Sin embargo, no se debe entender que el modelo de *credit scoring* obtenido implique una limitación de las funciones que realiza el analista de crédito, sino que más bien puede constituirse en una herramienta complementaria que le permita resumir un conjunto de información cada vez más compleja de analizar.

Este trabajo deja un campo abierto a futuras líneas de investigación sobre el riesgo de crédito en las entidades de microfinanzas. Los resultados de los modelos de *credit scoring* pueden ser empleados en el negocio de las IMF bajo los parámetros recogidos en la normativa bancaria vigente de Basilea II. Según esto, una línea abierta al campo de esta investigación consiste en el diseño de un método basado en *ratings* internos (IRB – *Internal Rating Based*), para el cálculo de los requerimientos de patrimonio efectivo y, en especial, para establecer una política de tasas de interés con clientes.

Referencias bibliográficas

- ALLEN, Linda, Gayle L. DELONG y Anthony SAUNDERS
2004 «Issues in the credit risk modeling of retail markets». *Journal of Banking and Finance*, 28, pp. 727-752.
- BELLOTTI, Tony y Jonathan CROOK
2007 «Credit scoring with macroeconomic variables using survival analysis». *Journal of the Operational Research Society*, 60(12), pp. 1699-1707.

- BENSIC, Mirta, Natasa SARLIJA y Marijana ZEKIC-SUSAK
2006 «Modelling small-business credit scoring by using logistic regression, neural networks and decision trees». *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 13(3), pp. 133-150.

- DALEY-HARRIS, Sam
2009 «Informe del Estado de la Campaña de la Cumbre del microcrédito 2009». The Microcredit Summit Campaign. <<http://www.microcreditsummit.org>>
Fecha de consulta: octubre 2010.

- DENNIS, Warren L.
1995 «Fair lending and credit scoring». *Mortgage Banking*, 56(2), pp. 55-59.

- DIALLO, Boubacar
2006 «Un modele de 'credit scoring' pour une institution de microfinance Africaine: le cas de Nyesigiso au Mali». *Mimeo*, doc. 47.

- DINH, Thi Huyen Thanh y Stefanie KLEIMEIER
2007 «A credit scoring model for Vietnam's retail banking market». *International Review of Financial Analysis*, 16(5), pp. 471-495.

- GREENE, William H.
1992 «A statistical model for credit scoring», *Working Papers*, 92-29. New York University. Leonard N. Stern School of Business. Department of Economics.
<http://web-docs.stern.nyu.edu/old_web/emplibrary/WP92_29-Stat-Model-Credit-Scoring.pdf>.
Fecha de consulta: 25 de octubre de 2010.

- HAND, D. J. y W. E. HENLEY
1997 «Statistical classification methods in costumer credit scoring: A review». *Journal of the Royal Statistical Association*, series A, vol. 160, part 3, pp. 523-541.

- KIM, Juno
2005 «A Credit Risk Model for Agricultural Loan Portfolios under the New Basel Capital Accord». Dissertation submitted to the Office of Graduate Studies of Texas A&M University.

KULKOSKY, Edward

1996 «Credit Scoring could have a downside, experts say». *American Banker*, 161(208), p. 8.

LAWRENCE, Edward C. y Nasser ARSHADI

1995 «A multinomial logit analysis of problem loan resolution choices in banking». *Journal of Money, Credit and Banking*, 27(1), pp. 202-216.

MURES, María Jesús, Ana GARCÍA y María Eva VALLEJO

2005 «Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad de las entidades financieras. Comparación de resultados». *Pecunia*, 1, pp. 175-199.

REINKE, Jens

1998 «How to lend like mad and make a profit: A micro-credit paradigm versus the Start-up Fund in South Africa». *Journal of Development Studies*, 34(3), pp. 44-61.

SCHREINER, Mark

1999 «A scoring model of the risk of costly arrears at a microfinance lender in Bolivia», Microfinance Risk Management and Center for Social Development. Washington University in St. Louis. <<http://www.microfinance.com>> Fecha de consulta: 18 de septiembre de 2010.

2000 «Credit scoring for microfinance: Can it work?», Microfinance Risk Management and Center for Social Development. Washington University in St. Louis. <<http://www.microfinance.com>> Fecha de consulta: 25 de septiembre de 2010.

2003 «Scoring: The next breakthrough in microfinance». *CGAP Occasional Paper*, 7, pp. 1-109. <<http://www.microfinance.com>>. Fecha de consulta: 1 de septiembre de 2010.

SHARMA, Manohar y Manfred ZELLER

1997 «Repayment performance in group-based credit programs in Bangladesh: An empirical analysis». *World Development*, 25(10), pp. 1731-1742.

VAN GOOL, Joris, Bart BAESENS, Piet SERCU y Wouter VERBEKE

2009 «An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance». Academic and Business Research Institute Conference. Orlando.

VIGANÒ, Laura

1993 «A credit-scoring model for development banks: An African case study». *Savings and Development*, 17(4), pp. 441-482.

VOGELGESANG, Ulrike

2003 «Microfinance in times of crisis: The effects of competition, rising indebtedness, and economic crisis on repayment behaviour». *World Development*, 31(12), pp. 2085-2114.

WIGINTON, John C.

1980 «A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior». *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 15(3), pp. 757-770.

ZELLER, Manfred

1998 «Determinants of repayment performance in credit groups: The role of program design, intra-group risk pooling, and social cohesion». *Economic Development and Cultural Change*, 46(3), pp. 599-620.

Fecha de recepción: 13 de diciembre de 2010

Fecha de aceptación: 07 de abril de 2011

Correspondencia: juanlara@ugr.es

manuelp@ugr.es

srayo@ugr.es