

Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia

Mark Schreiner

October 1999

Microfinance Risk Management
6070 Chippewa St. #1W, St. Louis, MO 63109-3060, U.S.A.
Teléfono: (314) 481-9788, <http://www.microfinance.com/Castellano/indice.html>

y

Center for Social Development
Washington University in St. Louis
Campus Box 1196, One Brookings Drive, St. Louis, MO 63130-4899, U.S.A.

Resumen

¿Pueden los modelos de calificación del riesgo de morosidad ser tan útiles en economías en desarrollo como lo son para las grandes compañías de tarjetas de crédito en países desarrollados? En este documento se estima la probabilidad de caer en morosidad, entendida como atrasos de 15 o más días, para los créditos otorgados por una organización de microfinanzas en Bolivia. Aunque los atrasos dependen de muchos factores que son muy difíciles de incluir en un modelo estadístico, los resultados de este modelo sugieren que se puede obtener un gran poder predictivo con datos que no son muy costosos de recabar. En microfinanzas, los modelos estadísticos no reemplazarán a los oficiales de crédito, pero sí pueden señalar cuáles créditos tienen un alto riesgo y, además, pueden complementar las evaluaciones humanas.

Reconocimientos

Se reconoce el apoyo de la organización de microfinanzas boliviana anónima y el apoyo financiero de la División of Asset Building and Community Development de la Fundación Ford. También se agradecen los comentarios de John Adams, Jonathan Conning, Claudio González-Vega, Guillermo Rabiela, Loïc Sadoulet, Laura Viganó y de los participantes del Tercer Seminario Anual sobre las nuevas Finanzas del Desarrollo. Jorge Rodríguez-Meza (rodriguez-meza.2@osu.edu) tradujo el documento al castellano.

Un modelo de calificación del riesgo de morosidad para los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia

1. Introducción

Las organizaciones de microfinanzas ofrecen créditos pequeños, de corto plazo y sin garantía a individuos pobres. Muy pocos de los prestatarios potenciales poseen garantías tradicionales, historial financiero en una central de riesgos, o salarios provenientes de empleos en el sector formal. Como consecuencia, la mayoría de las organizaciones de microfinanzas no han desarrollado maneras pocas costosas de evaluar el riesgo de sus créditos. Si fijan los precios de sus créditos de manera que cubran sus costos por dólar, se les acusa de usureras; y si fijan precios más bajos, pueden terminar con pérdidas.

Por esta razón los avances en microfinanzas han sido caracterizados por una búsqueda de reducciones de los costos de evaluación del riesgo de créditos pequeños otorgados a clientes pobres. Por ejemplo, organizaciones de microfinanzas que prestan a grupos se aprovechan del conocimiento que poseen los vecinos de un prestatario potencial acerca de su riesgo. De la misma manera, organizaciones de microfinanzas que prestan a individuos reducen la necesidad de predecir el riesgo antes del desembolso a través del uso de esquemas de pago frecuentes, montos iniciales muy pequeños, y el uso de garantías como símbolo del compromiso de pago.

Las grandes compañías de tarjetas de crédito de los países desarrollados pueden desembolsar grandes cantidades de microcréditos de corto plazo a muy bajos costos, gracias al hecho de que pueden evaluar los riesgos con modelos estadísticos de calificación de créditos (Hand y Henley, 1997; Mester, 1997; Lewis, 1990). ¿Por qué las organizaciones de microfinanzas de los países en desarrollo no pueden hacer lo mismo?

No se sabe de ninguna organización de microfinanzas que utilice estos modelos. Los modelos estadísticos de calificación de créditos usan unas pocas características personales, que son objetivas y fáciles de observar, para comparar prestatarios potenciales con prestatarios antiguos parecidos al prestatario potencial. La proporción de prestatarios antiguos que fueron “malos”, de acuerdo a cualquier definición de “malo”, provee una estimación de la probabilidad de que un prestatario potencial termine siendo malo.

La calificación estadística de créditos puede ayudar a las organizaciones de microfinanzas a evaluar el riesgo, pero es muy improbable que estos modelos reemplacen a los oficiales de crédito tal y como lo han hecho en el mundo de las tarjetas de crédito. Los datos más importantes en los modelos de calificación estadística de tarjetas de crédito—datos de empleo e historial crediticio—en general no existen en los países en desarrollo, porque no existen centrales de riesgo o porque los prestatarios potenciales trabajan por cuenta propia.

En este documento se prueba si un modelo de calificación de créditos puede predecir el riesgo de atrasos costosos de los créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia. Un *atraso costoso* se define como un atraso de 15 días o más. El modelo resalta las características que influyen el riesgo. Además, en pruebas con datos de créditos que no fueron utilizados para la construcción del modelo, el modelo estadístico predice mejor que modelos no sofisticados, pero peor que los modelos de las tarjetas de crédito. Por lo tanto, los modelos de calificación pueden ayudar a reducir los costos de las microfinanzas, no como sustitutos sino como complementos de las evaluaciones humanas y como un filtro adicional para los créditos con riesgo muy alto o muy bajo.

La sección 2 presenta el contexto del modelo. La sección 3 establece cómo las diferentes características afectan los atrasos, y la sección 4 prueba el poder predictivo del modelo. La sección 5 presenta las conclusiones del documento.

2. Calificación para una organización de microfinanzas boliviana.

En esta sección se discute el mercado de las microfinanzas en Bolivia, algunos estudios anteriores en el tema de la calificación estadística en las microfinanzas, y el modelo y los datos utilizados.

2.1 Las microfinanzas en Bolivia

Bolivia es el caso ejemplar de las microfinanzas en Latinoamérica. A pesar de tener una población pobre y dispersa, en este país las microfinanzas han alcanzado un gran nivel de penetración (Navajas *et al.*, 2000). La mayoría de los países latinoamericanos tienen, en el mejor de los casos, una organización de microfinanzas con más de 10,000 prestatarios en cartera. Bolivia tiene una docena. Tres de estas organizaciones se han transformado de instituciones no reguladas sin fines de lucro a instituciones reguladas con fines de lucro, y otras organizaciones esperan seguir el mismo camino. La mayoría de los clientes de estas organizaciones están cerca de la línea de pobreza, pero no pertenecen al grupo de los más pobres del país.

Las altas utilidades obtenidas por estas organizaciones de microfinanzas atrajeron a bancos bolivianos y a financieras de consumo chilenas, y en 1996 el mercado se empezó a saturar. Los niveles de morosidad se elevaron y esto generó interés en la calificación estadística como una manera de controlar el riesgo de morosidad. La morosidad se elevó debido en parte a que las financieras de consumo toleraban altos

niveles de atrasos—lo que perjudicó la cultura de pago de todos los deudores—y en parte porque muchas de las otras organizaciones otorgaban créditos a individuos ya endeudados con otras organizaciones con el fin de mantener su nivel de participación en el mercado. Además, la crisis brasileña de 1999 afectó a las mujeres comerciantes, las cuales conforman una gran parte de la cartera de las microfinanzas.

2.2 Estudios anteriores

Muchos modelos vinculan la morosidad a las características del prestamista, del prestatario, y/o del préstamo (Reinke, 1998; Zeller, 1998; Sharma y Zeller, 1997; Aguilera-Alfred y González-Vega, 1993). Sin embargo, estos modelos no son muy prácticos para la calificación de créditos por tres razones. Primero, no son robustos porque están basados en muestras muy pequeñas. Segundo, algunos de estos modelos usan características que la mayoría de las organizaciones de microfinanzas no poseen y que su recolección sería bastante onerosa. Tercero y más importante, estos modelos no evalúan su poder predictivo. Sin una prueba que utilice casos que no fueron utilizados en la construcción del modelo, es muy difícil convencer a los gerentes y oficiales de crédito—quienes entienden muy bien lo difícil que es evaluar el riesgo—de que una computadora y una estimación estadística pueden ayudar en la predicción del riesgo de atrasos costosos. La mayoría de los estudios anteriores tenían como objetivo la detección de las características que influyen el riesgo y no de ayudar a la organización prestamista a calificar a los prestatarios potenciales.

Viganò (1993) presenta el único verdadero modelo de calificación del riesgo de microcréditos. El modelo predice el riesgo de morosidad con base en 53 características de los créditos de un banco de desarrollo rural en Burkina Faso. Dado el pequeño tamaño de la muestra ($n = 100$), el poder predictivo se prueba estimando el modelo con 99 créditos y comparando el riesgo predicho por el modelo con el estado conocido del crédito que se deja por fuera; este proceso se repite para todas las observaciones. Desafortunadamente, el pequeño tamaño de la muestra también requiere condensar las 53 características en 13 factores, lo que obstaculiza la identificación de los efectos de las características individuales. Este modelo también tiene las desventajas típicas de los análisis de discriminante (Eisenbeis, 1981).

El modelo presentado en este documento representa una mejora en tres sentidos. Primero, la muestra es grande ($n = 39.956$). Segundo, en lugar de concentrarse en la significancia estadística de los coeficientes estimados, el modelo se enfoca en la capacidad de predicción de atrasos costosos de 10.555 créditos cancelados en 1997. La significancia estadística no necesariamente implica poder predictivo (Hand, 1994; Greene, 1993). Tercero, el modelo sólo considera características que la mayoría de las organizaciones de microfinanzas ya poseen.

2.3 Los datos y el modelo

La organización de microfinanzas boliviana considerada en el estudio otorga créditos a individuos en zonas urbanas. Los prestatarios se dedican al comercio y a la

manufactura. La evaluación del riesgo se basa casi exclusivamente en el criterio individual de los oficiales de crédito; pocos créditos son respaldados con garantías tradicionales, y un comité de crédito considera sólo los créditos grandes o extraordinarios. Desde su nacimiento en agosto de 1988 hasta el final de 1996, de un total de 39,956 créditos, 1.987 créditos (5 por ciento) cayeron en atrasos costosos, definidos como atrasos de 15 días o más. Estos atrasos son costosos para la organización porque requieren esfuerzos extraordinarios para motivar el pago. En los primeros nueve meses de 1997, la tasa de créditos con atrasos costosos fue de 8,6 por ciento (913 de 10.555 créditos).

La base de datos disponible posee las siguientes variables para todos los créditos desembolsados y cancelados:

- Fecha del desembolso;
- Monto desembolsado;
- Tipo de garantía;
- Sucursal;
- Oficial de crédito;
- Género del prestatario;
- Sector económico;
- Número de atrasos y;
- Duración del atraso mayor.

Esta es una lista pequeña. La mayoría de los modelos de calificación de créditos en países desarrollados también usarían edad, estado civil, educación, y duración en el lugar de residencia del prestatario; propiedad de teléfono, casa o automóvil; e indicadores del tamaño y la fortaleza financiera del hogar y del proyecto productivo. Por lo tanto la prueba del modelo aquí presentado es una prueba conservadora: si un

modelo con sólo estas características funciona bien, es probable que un modelo con un conjunto de características completo funcione aún mejor.

El modelo econométrico usa el conocimiento de las características de créditos antiguos en el momento de su desembolso y el conocimiento de su comportamiento de pago después del desembolso para inferir el riesgo de atrasos costosos de créditos potenciales antes del desembolso, para los cuales sólo se conocen sus características y que han pasado una evaluación estándar por parte de la organización de microfinanzas. La variable dependiente en el modelo estadístico es dicótoma con un valor de uno (1,0) para los créditos con atrasos costosos y cero (0,0) para los créditos sin atrasos costosos. Se usa un modelo logit derivado del modelo estructural de utilidad aleatoria (Greene, 1993). El modelo logit no tiene las debilidades del análisis discriminante, que es la técnica estadística más común para la calificación de créditos (Reichert, Cho, y Wagner, 1983). En particular, el modelo logit estima directamente la probabilidad de que un crédito caiga en atrasos costosos.

Las variables independientes del modelo estadístico—que son exógenas al momento del desembolso aunque algunas suelen ser endógenas al momento de la entrega de la solicitud—son derivadas de la base de datos, con definiciones basadas en la teoría o la experiencia. Por supuesto, los términos del contrato de crédito, tales como el monto desembolsado y la garantía, dependen endógenamente de la evaluación del riesgo por parte de la organización prestamista. Sin embargo, el riesgo es estimado

condicional en haber pasado la evaluación estándar de la organización, y en este momento, los términos del crédito son exógenos. Por lo tanto, el modelo se aplica únicamente a solicitantes de crédito que han sido aceptados bajo los procesos normales de evaluación del prestamista. Las organizaciones microfinancieras se interesan en modelos del riesgo antes de la evaluación, pero también se interesan en modelos del riesgo después de la evaluación. Dado que la organización boliviana que suministró los datos utilizados para desarrollar el modelo no guarda datos sobre los solicitantes rechazados, no se puede modelar el riesgo pre-evaluación.

3. Efectos de las características individuales

Las organizaciones de microfinanzas desean predecir la probabilidad de que sus créditos caigan en atrasos costosos. Además, desean determinar qué factores afectan esta probabilidad. En esta sección se presenta el efecto de estos factores sobre el riesgo de atrasos costosos. En la siguiente sección se discute el poder predictivo del modelo.

El modelo logit se estimó con los 39.956 créditos cancelados a finales de 1996. El valor del chi-cuadrado para el modelo fue significativo con un valor-p de 0,0001, y 56 de los 109 coeficientes estimados fueron significativos con un valor-p de menos de 0,10. Esto sugiere que las características en el modelo sí tienen algún vínculo con el riesgo de atrasos costosos.¹

3.1 Experiencia como prestatario

La experiencia como prestatario se mide como el número de créditos previos y como el número de meses que han transcurrido desde el primer crédito. La tabla 1 muestra los coeficientes logit estimados y los cambios estimados en el riesgo conforme la

¹ El valor-p indica la confianza que se puede tener de que el efecto estimado de la característica sea real y no causado por unos pocos créditos extraordinarios que aparecen por casualidad en la muestra utilizada para construir el modelo. Un valor-p de 0,10 sugiere que se puede tener una confianza del 90 por ciento de que el efecto es real y no es aleatorio. Así mismo, un valor-p de 0,05 significa una confianza del 95 por ciento. En general, un valor-p de x significa un nivel de confianza de $100 \cdot (1 - x)$ por ciento. Por lo general, se supone que se requiere un valor-p de 0,10 o menos para que se considere que un efecto sea real. En estos casos cuando el valor-p es de 0,10 o menos, se dice que el resultado es significativo en términos estadísticos.

experiencia cambia. Coeficientes positivos indican un mayor riesgo y coeficientes negativos indican un menor riesgo. La tabla 1 también muestra los promedios de las características, los errores estándar (e.e.) de los coeficientes logit y los valores-p de los coeficientes logit.

3.1.1 Número de créditos previos

Considerando sólo los efectos estimados que son significativos en términos estadísticos (con un valor-p de menos de 0,10), la posibilidad de caer en atrasos costosos disminuye con el número de créditos previos. Por ejemplo, atrasos costosos son 5,4 puntos porcentuales menos probables de ocurrir para un prestatario que ha tenido siete créditos previos (efecto estimado de -0,054) que para un prestatario en su primer crédito (efecto implícito de 0,0). Después de pasar la evaluación estándar, prestatarios con más créditos en el pasado son menos riesgosos en el momento del desembolso.

3.1.2 Meses desde el primer crédito

La experiencia medida en meses transcurridos desde el primer crédito se diferencia de la experiencia medida como el número de créditos previos. Por ejemplo, un prestatario puede obtener tres créditos con un plazo de un mes o tres créditos con un plazo de un año. La experiencia sugiere que los efectos temporales son no lineales y que tienden a diluirse, por lo que se define una serie de variables ficticias que ponen una cota superior a los largos períodos de tiempo (tabla 1).

Aunque no todos los efectos son significativos en términos estadísticos, la tendencia observada sugiere que el riesgo se incrementa con la experiencia como prestatario. El efecto es bastante fuerte; un prestatario que tuvo su primer crédito de 54 a 147 meses en el pasado es 3,3 puntos porcentuales más probable de incurrir en atrasos costosos que un prestatario nuevo.

Este resultado probablemente refleja una regresión al promedio. Los prestatarios tienden a solicitar su primer crédito durante un período en que su capacidad de pago ha alcanzado un máximo. Si el primer crédito es pagado a tiempo, la organización prestamista tiende a presionar al prestatario para que solicite de nuevo con el fin de colocar créditos mayores con plazos más largos, sin considerar si la capacidad de pago es tan buena como en el primer crédito. Sin embargo, conforme el tiempo pasa, se incrementan las posibilidades de que algo suceda que empeore el nivel de riesgo.

3.2 Historial de morosidad

Se supone que los atrasos del pasado deberían ser buenos predictores de los atrasos en el futuro. Usualmente las organizaciones de microfinanzas no pueden revisar historiales crediticios con centrales de riesgo, pero las organizaciones prestamistas sí conocen el comportamiento de pago de sus propios clientes. En el modelo estadístico, los atrasos incurridos en el pasado se miden como la duración (en número de días) del

atraso máximo en el crédito previo y como el número de atrasos en el crédito previo (tabla 2).² Los atrasos son bastante comunes, pero la mayoría son bastante cortos.

3.2.1 Duración de los atrasos

Con la excepción de los atrasos de 5 a 7 días, los efectos estimados son bastante fuertes y significativos en términos estadísticos. Comparado con un prestatario sin atrasos en el crédito previo, un prestatario con un día de atraso en el crédito previo es 2,4 puntos porcentuales menos riesgoso, y con 31 días o más de atraso incrementa el riesgo en 1,6 puntos porcentuales. ¿A qué se debe que un atraso corto sea mejor que no atrasos del todo? El sentido común sugiere que el riesgo debería incrementarse con la duración de los atrasos previos.

Los prestatarios nuevos se cuentan como si no hubieran tenido atrasos en el pasado en créditos que realmente no existieron, pero esto no explica la aparente paradoja. Este mismo resultado también se obtiene en un modelo con solo variables ficticias para representar la duración de los atrasos y para los prestatarios nuevos.

Lo más probable es que la duración de los atrasos esté recogiendo el efecto de variables omitidas en el modelo o errores en la base de datos. Sin embargo, el efecto también podría ser real; algunos atrasos son debidos a eventualidades inesperadas y altibajos que no son responsabilidad del prestatario. Tal vez los prestatarios que han

² Para evitar la colinearidad con las variables ficticias que representan los créditos anteriores en la tabla 1, los prestatarios nuevos se cuentan como si no hubieran tenido atrasos en el pasado. Además, se representa cero (0,0) o un (1,0) atraso con una única variable ficticia.

experimentado algunos atrasos pero que se han esforzado por recuperarse son mejores riesgos, en promedio, que aquellos que aún no han caído en atrasos pero que no se preocuparían por recuperarse rápidamente si experimentaran atrasos.

3.2.2 Número de atrasos

El número de veces que se ha caído en atrasos tiene un efecto grande y significativo (tabla 2). De 0-1 atrasos a 2-4, el riesgo se incrementa. De 4 atrasos a 5-6, el riesgo empieza a disminuir. Esto puede deberse al efecto de los comerciantes, los cuales suelen atrasarse uno o dos días, no debido a negligencia sino debido a que combinan el viaje a la sucursal con otros trámites que deben gestionar. En este caso, el número de veces que se cae en atrasos provee poca información sobre el verdadero riesgo de caer en atrasos costosos.

3.3 Género

En microfinanzas es generalmente aceptado que las mujeres representan un menor riesgo que los hombres. La organización boliviana otorgó la mayoría de sus créditos a mujeres (58 por ciento, tabla 3), las cuales fueron mejores riesgos en 0,2 puntos porcentuales. Sin embargo, el efecto no es muy significativo en términos estadísticos (el valor-p es de 0,35), lo que sugiere que las mujeres y los hombres son más o menos de igual riesgo, manteniendo todo lo demás constante.

3.4 Sector económico

Los comerciantes recibieron el 53 por ciento de los créditos y fueron mejores riesgos que los clientes en manufactura en 0,04 (tabla 3). Además, el cambio de sector económico de crédito a crédito incrementa el riesgo en 0,005, pero este efecto no es muy significativo, y muy pocos prestatarios cambiaron de sector (0,6 por ciento).

3.5 Monto desembolsado

El efecto del monto desembolsado es significativo en términos estadísticos pero es pequeño en términos de magnitud. En dólares de finales de 1998, cada aumento del desembolso de \$100 aumenta el riesgo en 0,02 puntos porcentuales (tabla 3).

Un aumento de \$100 en el monto desembolsado entre dos créditos no tiene un efecto perceptible, pero una disminución sí incrementa el riesgo en 0.1 puntos porcentuales. Tal parece que la organización es exitosa en el racionamiento de prestatarios que se sospecha que son riesgosos.

El efecto del monto desembolsado es pequeño. Además, la organización prestamista no tiene mucho campo para afectar los atrasos a través del intento de ajustar el monto desembolsado porque el monto ya es bastante pequeño (\$680 en promedio) y porque los aumentos (\$140) y disminuciones (\$25) son aún más pequeños en promedio.

3.6 Garantías

De los cuatro tipos de garantía, la única con un efecto grande y estadísticamente significativo es “ninguna” (tabla 3). Tal vez sólo los prestatarios evaluados como pocos riesgosos en la evaluación del oficial de crédito reciben créditos sin garantía. Cambios en la garantía entre créditos no afectan el riesgo.

3.7 Sucursales

No todas las sucursales son iguales (tabla 4). Comparadas con la categoría “otras” (la oficina central y 4 sucursales pequeñas), la sucursal de menor riesgo disminuye el riesgo en 0,013. Los pocos prestatarios que se cambiaron de sucursal son menos riesgosos en 0,008.

A pesar de omitir algunas variables claves relacionadas con las sucursales—por ejemplo las características del vecindario, competencia local, y coyuntura económica local—el modelo estadístico identifica mejor los sucursales con riesgo extremo que una medición de morosidad sencilla. El modelo es mejor porque toma en cuenta la composición de la cartera de la sucursal. Es posible, por ejemplo, que una sucursal tenga una morosidad más baja que las otras sucursales porque sólo presta a comerciantes, pero si tuviera una cartera con una proporción típica de manufactureros tendría una morosidad más alta que las otras sucursales. El modelo estadístico controla por los efectos de la composición de la cartera, los cuales están representados en las características que se incluyen en el modelo. El efecto de las sucursales es importante

porque la eficiencia de cada sucursal puede ser afectada a través de las políticas de la organización, por ejemplo a través de bonos o capacitación.

3.8 Oficiales de crédito

La mayoría de las organizaciones de microfinanzas basan las evaluaciones de sus créditos en el criterio subjetivo de los oficiales de crédito. Estos oficiales varían en su capacidad para detectar riesgos. Además, los oficiales toman tiempo para aprender y desarrollar su habilidad de detección de riesgos.

Los resultados muestran que el riesgo se aumenta con la experiencia del oficial de crédito (tabla 4). El efecto es grande y significativo; el paso de 0-6 meses a 148 meses incrementa el riesgo en 3.2 puntos porcentuales. Conforme el tiempo pasa, los oficiales de crédito aprenden a distribuir su tiempo más inteligentemente, pero también la cantidad de trabajo aumenta debido a la expansión de sus carteras. Por otro lado, la calidad de los prestatarios nuevos puede reducirse conforme los oficiales de crédito van abarcando más y más clientes potenciales en los vecindarios en que trabajan.

Los oficiales de crédito no solo difieren en su experiencia sino también en su habilidad intrínseca para detectar riesgos (tabla 5). Comparados con “otros” (aquellos oficiales con menos de 300 créditos cancelados) el oficial menos riesgoso disminuye el riesgo en 0,048, y el más riesgoso aumenta el riesgo en 0,021. Los oficiales de crédito no son partes intercambiables de la organización; las microfinanzas se basan en relaciones personales por lo que los individuos, tales como los oficiales de crédito, son

imprescindibles. Este resultado también importa porque las políticas de la organización tienen probablemente más influencia sobre los oficiales que sobre los clientes.

El 12 por ciento de los prestatarios que cambiaron de oficial de crédito, usualmente debido a la renuncia del oficial, fueron 0,005 más riesgosos (tabla 5). Por lo tanto, una menor rotación de oficiales reduciría el riesgo de atrasos costosos.

3.9 Fecha del desembolso

Para controlar por cambios estacionales y cambios de políticas por parte de la organización, se incluye un conjunto de variables ficticias para representar el año y el mes del desembolso. Los créditos que se desembolsan en los meses anteriores a la Navidad—una estación del año cuando hay mayor nivel de actividad económica—son más riesgosos (tabla 6). En 1992-93 el riesgo aumentó comparado al período 1988-91, pero luego disminuyó en el período 1994-96.

En resumen, el riesgo depende del género, sector económico, atrasos previos, la experiencia del prestatario, el oficial de crédito y la sucursal. La estacionalidad y los cambios en las políticas y en el mercado también son importantes. Aún si la organización microfinanciera no fuera a utilizar el modelo estadístico para calificar a sus créditos, el conocimiento de los efectos de estas características sobre el riesgo puede ayudar en la toma de decisiones en sus operaciones cotidianas.

4. Poder predictivo

La clasificación de créditos aprovecha de lo que se conoce de los créditos en el pasado para predecir lo que ocurrirá en el futuro. En esta sección se evalúa qué tal funciona el modelo construido con información del período 1988-96 cuando se le utiliza para calificar créditos cancelados en los primeros nueve meses de 1997.

Todos los indicadores del poder de predicción del modelo aquí examinado sugieren que el modelo tiene poder predictivo. Sin embargo, el modelo tiene menor poder predictivo que la mayoría de los modelos de calificación utilizados por las compañías de tarjetas de crédito. Esto refleja el reto que enfrentan las microfinanzas de juzgar el riesgo de atrasos costosos de clientes sin historial crediticio en centrales de riesgo, ni empleos asalariados en el sector formal. En el modelo que se desarrolla en este documento, el riesgo está correlacionado con características que no son costosas de recabar. Las organizaciones de microfinanzas pueden usar esta información para reducir el riesgo de atrasos costosos, pero la vinculación entre el riesgo y las características es demasiado débil para sustituir completamente a los oficiales de crédito.

Por ejemplo, 5 por ciento de los créditos cayeron en atrasos costosos en 1988-96, pero en 1997 la cifra fue de 8,6 por ciento. Un modelo no sofisticado predeciría una tasa de 5 por ciento para 1997, pero el modelo estadístico predice 6,4 por ciento. Dado que el modelo logró predecir una tercera parte del aumento de la tasa de atrasos costosos $((6,4 - 5,0) / (8,6 - 5,0) \doteq 0,39)$, se puede suponer que una tercera parte del incremento en

los atrasos costosos que se experimentó en 1997 fue debido a cambios en características incluidas en el modelo. También se puede suponer que el resto del aumento fue debido a cambios en características no incluidas en el modelo, por ejemplo, el nivel de competencia en el mercado, la coyuntura económica, y la política crediticia de la organización prestamista. Es un gran logro poder predecir una tercera parte del cambio del riesgo, pero aún así no se puede prescindir de la evaluación estándar.

A diferencia de un modelo no sofisticado, el modelo estadística estima el riesgo de cada crédito. Por ejemplo, si la organización prestamista hubiera utilizado el modelo en 1997 con un umbral de 0,10 y hubiera rechazado todas las solicitudes de crédito con un riesgo estimado por encima del umbral, entonces la proporción de créditos con atrasos costosos hubiera disminuido de 8,6 a 6,9 por ciento (tabla 7). Con un umbral de 0,05, la proporción de créditos con atrasos costosos hubiera sido de sólo 4,8 por ciento.

Conforme el umbral se acerca a cero (0,0) se aceptan menos créditos que habrían llegado a tener atrasos costosos pero se rechazan más créditos que nunca habrían llegado a tener atrasos costosos. El modelo estadístico de calificación produce estimaciones del riesgo, pero dadas las estimaciones, la organización debe escoger cómo balancear el riesgo contra el costo de su reducción y contra otros objetivos.

Si el riesgo estimado excede el umbral, el crédito es calificado como *malo*; de lo contrario se le califica como *bueno*. Esta calificación tiene cuatro posibles resultados: un *positivo verdadero* es un buen crédito que se predice como bueno; un *negativo verdadero*

es un mal crédito que se predice malo; un *positivo falso* es un mal crédito que se predice bueno; y un *negativo falso* es un buen crédito que se predice malo.

La tabla 7 presenta los resultados del modelo aplicado a la organización de microfinanzas boliviana para umbrales de cero (0,0) a 0,30 y uno (1,0). Cuando se hizo el modelo, ya se sabía si un crédito cancelado entre 1987 y 1996 resultó con atrasos costosos (un *malo conocido*) o si nunca llegó a tener atrasos costosos (un *bueno conocido*). En la muestra de créditos cancelados en los primeros nueve meses de 1997 que se utilizó para la prueba, 913 (8,6 por ciento) créditos fueron malos y 9,642 (91,4 por ciento) fueron buenos. La prueba consiste en utilizar el modelo construido con créditos cancelados en 1987-96 para predecir el riesgo de créditos cancelados en 1997.

Conforme el umbral se aumenta, los positivos verdaderos se aumentan y los negativos falsos disminuyen (tabla 7). Sin embargo, los negativos verdaderos también disminuyen y los positivos falsos se incrementan. Hay un intercambio forzoso cuando se aumenta el umbral. Se acepta un mayor número de buenos, pero no se logra rechazar tantos malos. En la práctica, las organizaciones deben escoger el umbral basado en las ganancias y pérdidas de los cuatro posibles resultados, sus objetivos y las consecuencias de las predicciones acertadas y erróneas.

Un *modelo no sofisticado de todos malos* establece un umbral tan bajo (0,00) que todos los créditos son calificados como malos. Un *modelo no sofisticado de todos buenos* establece un umbral tan alto (1,00) que todos los créditos son calificados como buenos.

El modelo no sofisticado de todos malos no es factible porque implica que la organización prestamista nunca le presta a nadie, pero el modelo de todos buenos sí es práctico. De hecho, este es el modelo que la organización boliviana utiliza actualmente, una vez que un crédito pasa la evaluación estándar, pues todos los prestatarios aprobados en la evaluación reciben un crédito.

4.1. Separación de la muestra

La prueba más básica de un modelo de calificación es considerar si separa correctamente los buenos de los malos. Las distribuciones acumuladas del riesgo estimado para los buenos conocidos y los malos conocidos (figura 1) muestran que, en alguna medida, el modelo los separa correctamente. La distribución de los buenos conocidos (promedio 0,062, mediana 0,042) está siempre a la izquierda de los malos conocidos (promedio 0,098, mediana 0,077).

4.2 Tasas verdaderas

¿En qué medida el modelo separa los buenos de los malos? El indicador más apropiado de la validez de la separación depende de los objetivos de la organización (Hand, 1994; Kennedy, 1998). Las tasas verdaderas son los mejores indicadores si la organización desea maximizar la proporción de buenos conocidos que se predicen como buenos. La *tasa de positivos verdaderos* es la proporción de buenos conocidos que se predicen como buenos y es definida como los positivos verdaderos / (positivos verdaderos + negativos falsos) (tabla 7). De la misma manera, la *tasa de negativos*

verdaderos es la proporción de malos conocidos que se predicen como malos, y es definida como los negativos verdaderos / (negativos verdaderos + positivos falsos). La tabla 7 también presenta la *tasa verdadera total*, que es todos los verdaderos divididos entre el tamaño de la muestra utilizada en la prueba.

En cuanto a la tasa de positivos verdaderos, el modelo no sofisticado de todos buenos (tasa de positivos verdaderos de 100 por ciento) supera al modelo estadístico para todos los umbrales. Por otro lado, la tasa de negativos verdaderos del modelo de calificación supera al modelo no sofisticado de todos buenos (0,0 por ciento) para todos los umbrales. Dado que el modelo no sofisticado de todos buenos es el modelo utilizado actualmente por la organización prestamista una vez que un crédito ha sido aprobado en la evaluación normal, esto sugiere que el modelo sí tiene poder para mejorar la predicción del riesgo de atrasos costosos.

Un modelo no sofisticado de todos malos tiene una tasa de positivos verdaderos de cero (0,0) y una tasa de negativos verdaderos de 0,086. El modelo estadístico supera estos resultados para umbrales por debajo de 0,22.

La tasa verdadera total del modelo estadístico nunca supera la tasa verdadera total del modelo no sofisticado de todos buenos (0,914). Si la organización de microfinanzas boliviana solo quisiera predecir el máximo de casos correctamente, predeciría que todos los créditos son buenos. Sin embargo, la pérdida de un positivo falso (un crédito desembolsado que cae en atrasos costosos) excede, en promedio, la

ganancia de un positivo verdadero (un crédito desembolsado que nunca cae en atrasos costosos). De la misma manera, en promedio, la pérdida que se evita debido a un negativo verdadero (un crédito rechazado que de haberse aprobado hubiera caído en atrasos costosos) excede la ganancia perdida debido a un negativo falso (un crédito rechazado que de haberse aprobado no hubiera caído en atrasos costosos). Las organizaciones de microfinanzas no ponderan todos los resultados de la misma manera y por lo tanto preferirían un modelo estadístico a un modelo no sofisticado.

La figura 2 muestra el intercambio forzoso entre la tasa de positivos verdaderos (eje horizontal) y la tasa de negativos verdaderos (eje vertical). El diagonal representa un modelo no sofisticado que predice una proporción variable como malos. El modelo de calificación tiene mayor poder dado que su curva se aleja del diagonal; un modelo perfecto seguiría el borde superior y luego el borde derecho (Hand y Henley, 1997).

El modelo estadístico de calificación se aproxima al borde superior para tasas de negativos verdaderos superiores a 0,8 y se aproxima al borde derecho para tasas de positivos verdaderos por encima de 0,8. Esto sugiere que el modelo funcionaría bien como una prueba estricta de aprobación o un filtro inicial de rechazo. La organización lo podría usar para aprobar riesgos muy buenos y por lo tanto créditos que son aprobados con este criterio no necesitan de mayor escrutinio, pero créditos que no son aprobados con el modelo de calificación podrían pasar a una evaluación más detallada.

4.3 Valor predictivo

Si una organización quiere optimizar la proporción de créditos que se predicen como buenos (malos) y que son buenos conocidos (malos conocidos), el mejor indicador es el valor predictivo. El *valor predictivo positivo* es la proporción de créditos que se predicen como buenos que son buenos conocidos, y se define como los positivos verdaderos / (positivos verdaderos + positivos falsos) (tabla 7). De la misma manera, el *valor predictivo negativo* es la proporción de créditos que se predicen como malos que son malos conocidos, y se define como los negativos verdaderos / (negativos verdaderos + negativos falsos). El *valor predictivo total* es igual a la tasa verdadera total.

A diferencia de las tasas verdaderas, los valores predictivos dependen de las proporciones de buenos y malos en la muestra. Si las distribuciones de los riesgos estimados para buenos conocidos y para malos conocidos no cambian, pero sus proporciones muestrales sí cambian, los valores predictivos cambiarían, pero las tasas verdaderas no cambiarían.

Como un ejemplo de la diferencia entre tasas verdaderas y valores predictivos, supóngase que la organización microfinanciera utilizó el modelo en 1997 con un umbral de 0,10 para aceptar o rechazar créditos que ya habían pasado la evaluación estándar. Esto hubiera producido 7.791 positivos verdaderos, 335 negativos verdaderos, 578 positivos falsos, y 1.815 negativos falsos (tabla 7). La organización rechazaría 21 por ciento ($(335 + 1.815) / 10.555$) de los prestatarios que de otra manera hubieran sido

aceptados. De estos casos rechazados, 15 por ciento (valor predictivo negativo, $335 / [335 + 1.851]$) hubieran sido malos. El modelo de calificación elimina 37 por ciento de los malos (tasa de negativos verdaderos, $335 / [335 + 578]$). La organización hubiera aceptado 79 por ciento de los prestatarios, de los cuales 93 por ciento (valor predictivo positivo, $7.791 / [7.791 + 578]$) son buenos. El modelo no rechaza 81 por ciento de los buenos (tasa de positivos verdaderos, $7.791 / [7.791 + 1,851]$).

El modelo no sofisticado de todos buenos tiene un valor predictivo positivo de 0,914, un valor predictivo negativo de cero (0,0) y un valor predictivo total de 0,914. El modelo de calificación estadística es peor en términos del valor predictivo total, pero sí es mejor en términos de los valores predictivos negativos y positivos. Sin embargo, en el caso de que no se ponderara todos los resultados igualmente, sería muy probable que el uso del modelo de calificación aumentaría la rentabilidad del prestamista.

El modelo no sofisticado de todos malos tiene un valor predictivo positivo de cero (0,0), un valor predictivo negativo de 0,086 y un valor predictivo total de 0,086. Para todos los umbrales, el modelo de calificación estadística es mejor.

En resumen, el modelo de calificación estadística predice bien el riesgo. Separa imperfectamente los buenos de los malos, pero tiende a asignar mayor riesgo a los malos que a los buenos. Si la organización pone alguna ponderación en los negativos verdaderos y no pondera los cuatro posibles resultados de la misma manera, el modelo de calificación supera al modelo no sofisticado de todos buenos, el cual es utilizado actualmente una vez que el crédito pasa la evaluación estándar.

5. Conclusión

Tanto las compañías de tarjetas de crédito de países desarrollados como las organizaciones de microfinanzas en países pobres otorgan muchos créditos pequeños, de corto plazo y sin garantías. Sin embargo, a diferencia de las compañías de tarjetas de crédito, las organizaciones de microfinanzas no usan modelos de calificación estadística.

¿Pueden los modelos de calificación ser útiles para organizaciones de microfinanzas? Un modelo del riesgo de atrasos costosos para créditos de una organización de microfinanzas en Bolivia parecer sugerir una respuesta afirmativa. El modelo resalta características que influyen el riesgo y, aún más importante, el modelo predice mejor el riesgo que el modelo no sofisticado, implícitamente utilizado actualmente. Aún así, los modelos de calificación son menos poderosos en microfinanzas que en las compañías de tarjetas de crédito, por lo que es improbable que el uso de la estadística y de unas pocas características cuantitativas del cliente sustituyan a los oficiales de crédito y su conocimiento cualitativo del carácter de los clientes.

¿Cómo deben ser utilizados los modelos de calificación? Desde luego, la manipulación matemática es la parte fácil. La parte difícil es la recolección de información y el uso de las estimaciones del riesgo en la práctica. El modelo aquí presentado no es suficiente para aceptar o rechazar solicitudes de crédito sin una evaluación estándar; el riesgo está vinculado con características incluidas en el modelo, pero aún así el riesgo todavía depende fuertemente de características omitidas en el

modelo. Además, el modelo parte de la premisa de que las solicitudes de crédito ya han pasado una evaluación estándar. El modelo sólo funciona para estos créditos.

El mejor uso del modelo es probablemente como un filtro que resalta los casos que han pasado la evaluación estándar pero que aún tienen un riesgo estimado alto y por lo tanto deberían revisarse más cuidadosamente. Esto canaliza más atención a casos marginales, en los cuales el esfuerzo adicional puede traer grandes recompensas.

Aún organizaciones que no califican cada crédito pueden usar los resultados de modelos de calificación para diseñar sus políticas. Por ejemplo, la organización de microfinanzas boliviana considerada en este documento podría intentar de atraer más comerciantes porque son menos riesgosos que clientes en manufactura. De la misma manera la organización podría referir al comité de crédito todos los créditos de solicitantes que han tenido atrasos de más de 15 días en su crédito previo. Finalmente, el modelo también aísla los efectos individuales de sucursales y oficiales de crédito. Los incentivos basados en estos efectos estimados son más justos que los incentivos basados en medidas brutas de morosidad porque las diferentes carteras de prestatarios tienen diferentes características que las predisponen a la morosidad, independientemente de la sucursal o del oficial de crédito.

Referencias

- Aguilera-Alfred, N. y C. González-Vega. (1993) "A Multinomial Logit Analysis of Loan Targeting and Repayment at the Agricultural Development Bank of the Dominican Republic", *Agricultural Finance Review*, Vol. 53, pp. 55-64.
- Eisenbeis, R.A. (1981) "Credit-Scoring Applications", pp. 167-198 en E.I. Altman, R.B. Avery, R.A. Eisenbeis, y J.F. Sinkey, Jr. *Application of Classification Techniques in Business, Banking and Finance*, Greenwich: JAI Press, ISBN 0-89232-044-4.
- Greene, W.H. (1993) *Econometric Analysis: Second Edition*, New York: MacMillan, ISBN 0-02-346391-0.
- Hand, D.J. (1994) "Assessing Classification Rules", *Journal of Applied Statistics*, Vol. 21, No. 3, pp. 3-16.
- Hand, D.J. y W.E. Henley. (1997) "Statistical Classification Methods in Consumer Credit Scoring: A Review", *Journal of the Royal Statistical Association Series A*, Vol. 160, No. 3, pp. 523-41.
- Kennedy, P. (1998) *A Guide to Econometrics, Fourth Edition*, Cambridge: MIT Press, ISBN 0-262-11235-3.
- Lewis, E.M. (1990) *An Introduction to Credit Scoring*, San Rafeal: Athena, LIC# 90-92258.
- Mester, L.J. (1997) "What's the Point of Credit Scoring?" *Business Review*, Set./Oct., pp. 3-16, Federal Reserve Bank of Philadelphia.
- Navajas, S.; Schreiner, M.; Meyer, R.L.; González-Vega, C.; y J. Rodríguez-Meza. (2000) "Microfinance and the Poorest of the Poor: Theory and Evidence From Bolivia", *World Development*, Vol. 28, No. 2, pp. 333-346.
- Reichert, A.K.; Cho, C.; y G.M. Wagner. (1983) "An Examination of Conceptual Issues Involved in Developing Credit-Scoring Models", *Journal of Business Economics and Statistics*, Vol. 1, No. 2, pp. 101-14.

- Reinke, J. (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*, Vol. 34, No. 3, pp. 44-61.
- Sharma, M. y M. Zeller. (1997) "Repayment Performance in Group-Based Credit Programs in Bangladesh: An Empirical Analysis", *World Development*, Vol. 25, No. 10, pp. 1731-42.
- Viganò, L. (1993) "A Credit-Scoring Model for Development Banks: An African Case Study", *Savings and Development*, Vol. 17, No. 4, pp. 441-82.
- Zeller, M. (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*, Vol. 46, No. 3, pp. 599-620.

Tabla 1: Efectos del número de créditos previos y del número de meses transcurridos desde el primer crédito

Variable independiente		Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de morosidad		
			Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p
Intercepto		1,000	-4,4040	0,265	0,01			
Créditos previos	0	0,460						
	1	0,247	-0,3960	0,590	0,50	-0,012	0,018	0,50
	2	0,131	-0,7517	0,598	0,21	-0,023	0,018	0,21
	3	0,070	-0,9349	0,605	0,12	-0,028	0,018	0,12
	4	0,039	-1,0562	0,619	0,09	-0,032	0,019	0,09
	5	0,022	-1,3043	0,654	0,05	-0,040	0,020	0,05
	6	0,013	-1,1285	0,689	0,10	-0,034	0,021	0,10
	7	0,008	-1,7726	0,846	0,04	-0,054	0,026	0,04
	8	0,005	-0,8656	0,799	0,28	-0,026	0,024	0,28
	9 o más	0,006	-0,8204	0,803	0,31	-0,025	0,024	0,31
Meses desde primer crédito	0-6	0,466						
	7-19	0,170	0,4976	0,592	0,40	0,015	0,018	0,40
	20-53	0,233	0,7059	0,594	0,23	0,021	0,018	0,23
	54-147	0,125	1,0889	0,602	0,07	0,033	0,018	0,07
	148 o más	0,007	1,0275	0,643	0,11	0,031	0,020	0,11

Tabla 2: Efectos de atrasos previos

Variable independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de morosidad			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Duración del atraso máximo	0	0,674						
en el crédito previo	1	0,127	-0,7954	0,143	0,01	-0,024	0,004	0,01
	2	0,054	-0,5911	0,175	0,01	-0,018	0,005	0,01
	3	0,034	-0,5809	0,191	0,01	-0,018	0,006	0,01
	4	0,028	-0,4406	0,203	0,03	-0,013	0,006	0,03
	5	0,012	-0,2492	0,233	0,28	-0,008	0,007	0,28
	6	0,009	0,1139	0,236	0,63	0,003	0,007	0,63
	7	0,016	0,0431	0,226	0,85	0,001	0,007	0,85
	8	0,007	0,5631	0,246	0,02	0,017	0,008	0,02
	9	0,004	0,5333	0,269	0,05	0,016	0,008	0,05
	10-14	0,014	0,4057	0,205	0,05	0,012	0,006	0,05
	15-23	0,009	0,9229	0,209	0,01	0,028	0,006	0,01
	24-30	0,003	0,6571	0,304	0,03	0,020	0,009	0,03
	31 o más	0,007	0,5235	0,246	0,03	0,016	0,008	0,03
Número de atrasos	0-1	0,761						
en el crédito previo	2	0,062	0,2884	0,164	0,08	0,009	0,005	0,08
	3	0,044	0,3455	0,175	0,05	0,011	0,005	0,05
	4	0,032	0,5043	0,182	0,01	0,015	0,006	0,01
	5 o 6	0,041	0,2488	0,177	0,16	0,008	0,005	0,16
	7 o más	0,059	0,1882	0,170	0,27	0,006	0,005	0,27

Tabla 3: Efectos de género, sector económico, monto desembolsado y garantía

Variable independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de morosidad			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Género	Hombre	0,422						
	Mujer	0,578	-0,0515	0,054	0,34	-0,002	0,002	0,35
Sector	Manufactura	0,473						
	Comercio	0,527	-1,3287	0,075	0,01	-0,040	0,002	0,01
Cambió de sector		0,006	0,1567	0,243	0,52	0,005	0,007	0,52
Monto desembolsado	Nivel	676	0,0001	0,000034	0,03	0,0000023	0,0000010	0,03
	Aumento	140	-0,0000	0,000066	0,89	-0,0000003	0,0000020	0,89
	Disminución	25	-0,0004	0,000154	0,01	-0,0000123	0,0000047	0,01
Garantía	Otro	0,029						
	Personal	0,475	0,0634	0,106	0,55	0,002	0,003	0,55
	Ninguna	0,248	-0,3060	0,118	0,01	-0,009	0,004	0,01
	Múltiple	0,248	-0,1316	0,124	0,29	-0,004	0,004	0,29
Cambió de garantía		0,100	0,0244	0,080	0,76	0,001	0,002	0,76

Tabla 4: Efectos de la sucursal y de la experiencia del oficial de crédito

Variable independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de morosidad			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Sucursal	Otras	0,438						
	1	0,114	-0,4331	0,362	0,23	-0,013	0,011	0,23
	2	0,072	-0,3923	0,250	0,12	-0,012	0,008	0,12
	3	0,161	-0,3171	0,208	0,13	-0,010	0,006	0,13
	4	0,044	-0,2471	0,231	0,28	-0,008	0,007	0,29
	5	0,053	-0,2281	0,348	0,51	-0,007	0,011	0,51
	6	0,078	-0,1004	0,173	0,56	-0,003	0,005	0,56
	7	0,040	0,0064	0,289	0,98	0,000	0,009	0,98
Cambió de sucursal		0,024	-0,2520	0,152	0,10	-0,008	0,005	0,10
Experiencia del oficial de crédito	0-6	0,062						
en meses	7-19	0,204	0,2021	0,118	0,09	0,006	0,004	0,09
	20-53	0,322	0,3023	0,125	0,02	0,009	0,004	0,02
	54-147	0,335	0,6520	0,146	0,01	0,020	0,004	0,01
	148 o más	0,078	1,0577	0,203	0,01	0,032	0,006	0,01

Tabla 5: Efectos del oficial de crédito

Oficial de crédito	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de morosidad		
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p
Otros	0,116						
1	0,008	-1,5641	0,339	0,01	-0,048	0,010	0,01
2	0,067	-1,2403	0,228	0,01	-0,038	0,007	0,01
3	0,019	-1,2292	0,245	0,01	-0,037	0,007	0,01
4	0,009	-1,2261	0,370	0,01	-0,037	0,011	0,01
5	0,037	-1,0776	0,231	0,01	-0,033	0,007	0,01
6	0,025	-0,8197	0,200	0,01	-0,025	0,006	0,01
7	0,038	-0,8005	0,223	0,01	-0,024	0,007	0,01
8	0,045	-0,7883	0,241	0,01	-0,024	0,007	0,01
9	0,059	-0,7676	0,199	0,01	-0,023	0,006	0,01
10	0,048	-0,6473	0,227	0,01	-0,020	0,007	0,01
11	0,016	-0,6313	0,308	0,04	-0,019	0,009	0,04
12	0,015	-0,5939	0,353	0,09	-0,018	0,011	0,09
13	0,017	-0,5475	0,331	0,10	-0,017	0,010	0,10
14	0,014	-0,5369	0,388	0,17	-0,016	0,012	0,17
15	0,031	-0,4970	0,219	0,02	-0,015	0,007	0,02
16	0,027	-0,4598	0,224	0,04	-0,014	0,007	0,04
17	0,035	-0,4427	0,185	0,02	-0,013	0,006	0,02
18	0,024	-0,3938	0,180	0,03	-0,012	0,005	0,03
19	0,010	-0,2314	0,228	0,31	-0,007	0,007	0,31
20	0,016	-0,2054	0,199	0,30	-0,006	0,006	0,30
21	0,019	-0,1670	0,294	0,57	-0,005	0,009	0,57
22	0,031	-0,1176	0,313	0,71	-0,004	0,010	0,71
23	0,019	-0,0621	0,264	0,81	-0,002	0,008	0,81
24	0,011	-0,0213	0,357	0,95	-0,001	0,011	0,95
25	0,008	-0,0106	0,331	0,97	-0,000	0,010	0,97
26	0,016	0,0578	0,380	0,88	0,002	0,012	0,88
27	0,022	0,0710	0,354	0,84	0,002	0,011	0,84
28	0,016	0,0808	0,297	0,79	0,002	0,009	0,79
29	0,015	0,1358	0,245	0,58	0,004	0,007	0,58
30	0,010	0,1517	0,246	0,54	0,005	0,008	0,54
31	0,010	0,1653	0,241	0,49	0,005	0,007	0,49
32	0,035	0,2186	0,367	0,55	0,007	0,011	0,55
33	0,010	0,2359	0,231	0,31	0,007	0,007	0,31
34	0,009	0,2607	0,406	0,52	0,008	0,012	0,52
35	0,041	0,3002	0,354	0,40	0,009	0,011	0,40
36	0,016	0,3064	0,397	0,44	0,009	0,012	0,44
37	0,014	0,6898	0,217	0,01	0,021	0,007	0,01
38	0,011	0,6966	0,216	0,01	0,021	0,007	0,01
Cambió de oficial	0,116	0,1603	0,080	0,04	0,005	0,002	0,05

Tabla 6: Efectos del mes y año del desembolso

Variable independiente		Coeficientes Logit				Cambio en prob. de morosidad		
		Promedio	Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p
Año de desembolso	1988-1991	0,083						
	1992	0,086	1,3299	0,193	0,01	0,040	0,006	0,01
	1993	0,131	2,2441	0,194	0,01	0,068	0,006	0,01
	1994	0,198	1,9481	0,209	0,01	0,059	0,006	0,01
	1995	0,353	1,8331	0,216	0,01	0,056	0,006	0,01
	1996	0,150	1,6469	0,234	0,01	0,050	0,007	0,01
Mes de desembolso	Enero	0,056						
	Febrero	0,064	0,2107	0,139	0,13	0,006	0,004	0,13
	Marzo	0,088	0,1466	0,135	0,28	0,004	0,004	0,28
	Abril	0,091	0,0633	0,137	0,64	0,002	0,004	0,65
	Mayo	0,102	0,0957	0,136	0,48	0,003	0,004	0,48
	Junio	0,096	0,2093	0,135	0,12	0,006	0,004	0,12
	Julio	0,081	0,1987	0,141	0,16	0,006	0,004	0,16
	Agosto	0,081	0,2130	0,141	0,13	0,006	0,004	0,13
	Setiembre	0,087	0,2895	0,139	0,04	0,009	0,004	0,04
	Octubre	0,086	0,2600	0,139	0,06	0,008	0,004	0,06
	Noviembre	0,089	0,3012	0,137	0,03	0,009	0,004	0,03
	Diciembre	0,079	0,3256	0,141	0,02	0,010	0,004	0,02

Tabla 7: Poder de predicción con créditos no utilizados para la construcción del modelo

Indicador	Fórmula	Umbral							
		Todos malos				Todos buenos			
		0,00	0,05	0,10	0,15	0,20	0,25	0,30	1,00
Positivos verdaderos	PV	0	5.343	7.791	8.976	9.330	9.491	9.561	9.642
Negativos verdaderos	NV	913	646	335	173	98	52	27	0
Positivos falsos	PF	0	267	578	740	815	861	886	913
Negativos falsos	NF	9.642	4.299	1.851	666	312	151	81	0
Tasa de positivos verdaderos	$PV/(PV+NF)$	0,00	0,55	0,81	0,93	0,97	0,98	0,99	1,00
Tasa de negativos verdaderos	$NV/(NV+PF)$	1,00	0,71	0,37	0,19	0,11	0,06	0,03	0,00
Tasa verdadera total	$(PV+NV)/N$	0,09	0,57	0,77	0,87	0,89	0,90	0,91	0,91
Valor predictivo positivo	$PV/(PV+PF)$	0,00	0,95	0,93	0,92	0,92	0,92	0,92	0,91
Valor predictivo negativo	$NV/(NV+NF)$	0,09	0,13	0,15	0,21	0,24	0,26	0,25	0,00
Valor predictivo total	$(PV+NV)/N$	0,09	0,57	0,77	0,87	0,89	0,90	0,91	0,91
Nota: Hay un total de 10.555 casos, 9.642 buenos conocidos y 913 malos conocido									
La tasa de buenos conocidos es 0,914 y la tasa de malos conocidos es 0,086									

Figura 1: Distribuciones acumuladas del riesgo para buenos conocidos y malos conocidos

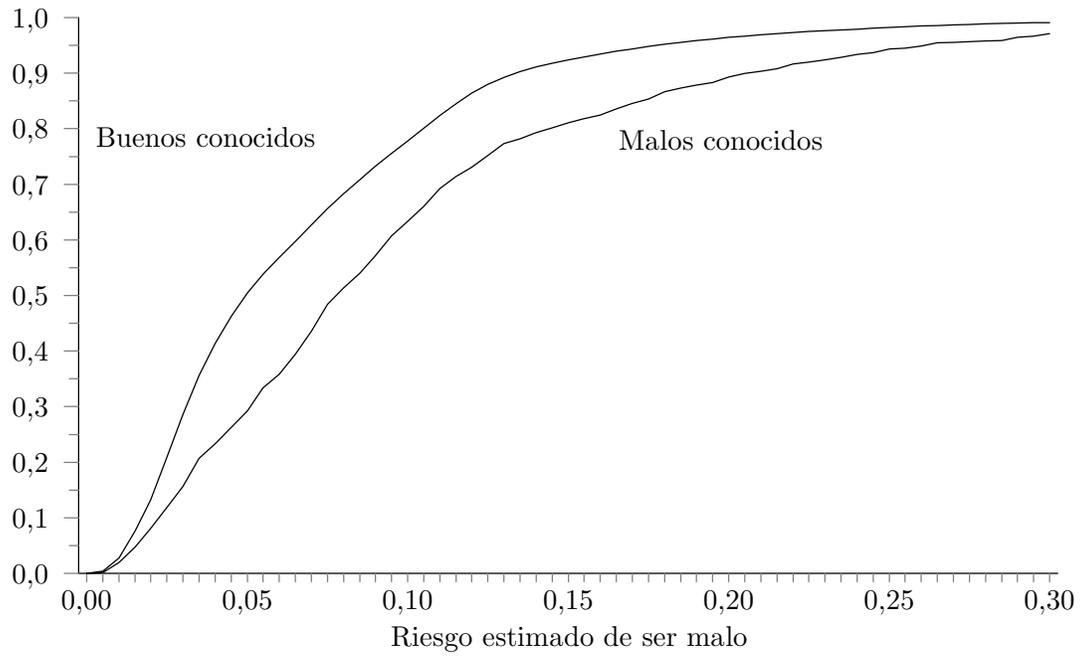


Figure 2: El intercambio forzoso entre la tasa de positivos verdaderos y la tasa de negativos verdaderos

