

El riesgo de deserción de prestatarios de un prestamista de microcrédito en Bolivia

Mark Schreiner

Marzo 2000

Microfinance Risk Management
6070 Chippewa St. #1W, St. Louis, MO 63109-3060, U.S.A.
Telephone: (314) 481-9788, <http://www.microfinance.com/Castellano/indice.html>
and
Center for Social Development
Washington University in St. Louis
Campus Box 1196, One Brookings Drive, St. Louis, MO 63130-4899, U.S.A.

Resumen

Este documento describe un modelo estadístico de la calificación del riesgo de que los prestatarios no renueven sus préstamos de un prestamista de microcrédito en Bolivia. El riesgo de deserción es mayor para mujeres y manufactureros y para prestatarios con menos créditos o mayor número o duración de atrasos en el pasado. El riesgo también depende del monto desembolsado, del analista de crédito, de la sucursal, y del tiempo que ha transcurrido desde el primer préstamo. El modelo estadístico que usa información derivada del conocimiento de características cuantitativas no puede reemplazar los analistas de crédito y su conocimiento del carácter cualitativo del prestatario, pero el modelo todavía tiene poder de predicción en alguna medida. Se muestra que el modelo puede ayudar al prestamista de microcrédito a saber cuáles prestatarios tienen el mayor riesgo de deserción.

Agradecimiento

Agradezco el apoyo del prestamista de microcrédito anónimo en Bolivia y de la Division of Asset Building and Community Development de la Ford Foundation. También agradezco a John Adams, Jonathan Conning, Guillermo Rabiela, Loïc Sadoulet, Laura Viganò, y a los participantes en el Third Annual Seminar on New Development Finance. Álvaro Cedeño-Molinari (acedenom@sol.racsa.co.cr) tradujo el documento.

1. Introducción

En países de alto ingreso, las empresas de tarjetas de crédito juzgan el riesgo de solicitantes de crédito con modelos estadísticos basados en pocas características del prestatario, tales como tenencia de una casa, ingresos de sueldos de empleos formales, e historia crediticia registrada en un central de riesgo (Mester, 1997; Lawrence, 1992). La calificación estadística permite a las empresas de tarjetas de crédito otorgar todos los días muchos préstamos pequeños sin requerir garantías y sin incurrir los costos de evaluaciones individuales de riesgo. Según Lewis (1990, p. 138), la calificación estadística “es un procedimiento estándar en casi cualquier lugar donde se otorguen créditos a gran escala.”

Así como las empresas de tarjetas de crédito en países de alto ingreso, los prestamistas de microcrédito en países de bajo ingreso hacen muchos préstamos pequeños sin garantías. Los prestatarios de microcrédito no pueden acceder a otros préstamos formales porque no tienen garantías tradicionales ni sueldos de empleos formales y por ende no pueden mostrar su riesgo de manera que los prestamistas lo puedan procesar a bajo costo. Sin embargo, ningún prestamista de microcrédito usa la calificación estadística pese a que la calificación estadística promete ayudar en el desempeño de los labores centrales de microcrédito: juzgar el riesgo, detectar factores que afecten el riesgo, y diseñar contratos y políticas para controlar el riesgo.

¿Puede la calificación estadística ayudar a los prestamistas de microcrédito? En la búsqueda de una respuesta, se ha hecho un modelo de calificación estadística del riesgo de deserción de prestatarios de un prestamista de microcrédito en Bolivia.

Deserción ocurre cuándo un prestatario no pide otro préstamo luego de que ha pagado el préstamo anterior. Los prestatarios que tienen la mayor probabilidad de desertar son los nuevos prestatarios, las mujeres, los manufactureros y aquellos con muchos atrasos o con largos atrasos. El riesgo también depende del tiempo que ha transcurrido desde el primer préstamo, el monto desembolsado, el analista de crédito y la sucursal. En pruebas con datos que no fueron usados para construir el modelo, se demuestra que la calificación estadística predice mejor que un modelo no sofisticado.

Desde luego, el conocimiento de unas pocas y sencillas características cuantitativas no puede sustituirse completamente por el conocimiento del carácter cualitativo que los analistas de crédito desarrollan por medio del contacto cercano a largo plazo con los prestatarios. Aún así, los resultados del estudio sugieren que la calificación estadística puede ayudar a detectar prestatarios de alto riesgo. Por ejemplo, un prestamista de microcrédito podría usar los resultados del modelo para pedir a los analistas de crédito que realicen una visita adicional a aquellos prestatarios con alto riesgo estimado de ser desertores.

La sección 2 comenta sobre los problemas y las posibilidades de la calificación estadística para prestamistas de microcrédito. La sección 3 describe el microcrédito en Bolivia, los datos, y el modelo. La sección 4 reporta los resultados estadísticos, y la sección 5 prueba el poder predictivo del modelo con datos no usados para su construcción. La sección 6 concluye el documento.

2. El microcrédito y la calificación estadística

Los prestamistas de microcrédito aún no han adoptado la calificación estadística por cuatro razones. Primero, los países de bajo ingreso carecen de centrales de riesgo, y la mayoría de los prestatarios de microcrédito son cuentapropistas. En los modelos de calificación estadística de las empresas de tarjetas de crédito, el conocimiento de la historia crediticia y el empleo asalariado son los factores de predicción más importantes. Segundo, muchos riesgos enfrentados por el microempresario no están altamente correlacionados con características personales que son fáciles de observar. La calificación estadística requiere al menos que haya alguna correlación. Tercero, los mejores prestamistas de microcrédito predicen el riesgo a partir del conocimiento subjetivo adquirido por medio de repetido contacto cercano entre el analista y el cliente. En contraste, la calificación estadística parte del supuesto de que el riesgo puede ser estimado a partir de características objetivas que un analista puede observar en su primera visita con el cliente. Cuarto, la mayoría de los prestamistas de microcrédito son empresas jóvenes, pequeñas y en crecimiento. La calificación requiere una gran cantidad de datos de una población de prestatarios grande y estable. Estos hechos fundamentales de la naturaleza de los prestamistas de microcrédito limitan la efectividad de la calificación estadística, pero no impiden la posibilidad de alguna efectividad, aunque sea menos que lo que se ha encontrado en los países de alto ingreso.

2.1 Fortalezas

La calificación estadística tiene cuatro fortalezas. La primera es que puede acortar el tiempo requerido para evaluar solicitudes. Cuando el riesgo estimado es muy alto o muy bajo, la gerencia podría rápidamente aceptar o rechazar. De esta manera hay más tiempo y recursos disponibles para los casos que no son sencillos. También es posible hacer *desautorizaciones*, es decir, no usar el modelo para casos específicos en que el analista de crédito y su gerente tienen conocimientos que no entran en el modelo.

La segunda fortaleza de la calificación estadística es hacer el riesgo más directamente susceptible a la política de la empresa. Por ejemplo, un prestamista que quiere expandir su cartera podría pedir a los analistas de crédito que acepten clientes con más riesgo, pero cada analista actuará sobre este directivo a su propia manera. En contraste, un prestamista con un modelo de calificación estadística podría reducir el umbral de corte un determinado número de puntos porcentuales y saber el incremento esperado en las solicitudes aceptadas así como el aumento esperado de riesgo.

La tercera fortaleza de la calificación estadística es que puede hacer que los juicios de riesgo sean más consistentes, tanto inter-oficiales como intra-oficiales. La automatización también podría reducir el gasto de planilla porque los analistas de crédito pueden ser menos calificados y porque los períodos de aprendizaje pueden acortarse (Lewis, 1990). El gasto de planilla es un factor clave en el crecimiento y en la rentabilidad de los prestamistas de microcrédito (Rhyne and Rotblatt, 1994).

Cuarto y más importante, la efectividad de los modelos de calificación estadística puede ser comprobado antes de su uso. Esto alivia los temores de los gerentes y analistas de crédito quienes dudan—con mucha razón—de que una computadora pueda ayudarles a hacer su trabajo. A los prestamistas de microcrédito les tomó mucho tiempo aprender a juzgar el riesgo de préstamos pequeños, a corto plazo, y sin garantía, y ellos tienen razón de estar recelosos de los intentos por injertar una nueva parte dentro de un sistema que parte de principios fundamentalmente diferentes.

2.2 Debilidades

Para los prestamistas de microcrédito, la calificación estadística tiene seis debilidades. Primero, los modelos se degradan porque los nichos de mercado cambian, la competencia cambia, y las políticas crediticias evolucionan. La estadística supone que el futuro será como el pasado, así que no puede predecir lo que aún no ha sucedido muchas veces. Por ende, la calificación estadística no acertaría en el riesgo debido a cambios sin precedentes en el mercado o en la política del prestamista. Tampoco puede acertar en el riesgo correlacionado con características no observadas o no registradas.

Segundo, la estadística requiere muchos casos tanto de buenos prestatarios como de malos prestatarios. Muchos prestamistas de microcrédito no tienen una base de datos computarizada con un número de casos suficiente porque son empresas jóvenes, pequeñas, o aún todavía basadas en sistemas manuales de manejo de información.

Tercero, la técnica de la calificación estadística, aunque es sencilla, no es muy conocida. Las empresas que venden modelos guardan sus secretos de fábrica, y salvo Greene (1998 y 1992) and Boyes *et al.* (1989), la literatura académica es débil. El desarrollo y la implementación de un modelo requiere destreza no sólo en estadística y finanzas sino también en la gestión del proyecto.

Cuarto, cada prestamista requiere su propio modelo porque cada uno tiene su propio nicho de mercado y tecnología crediticia. Una misma talla no queda bien a todos.

Quinto, el uso de características tales como género, edad, etnicidad y estado civil podría ser injusto o ilegal. Estas características a menudo son excelentes y baratos indicadores del riesgo, pero desde luego es injusto juzgar a la gente por tener características que ellos mismos no escogieron.

Sexto, aún cuando la calificación estadística puede juzgar el riesgo bien, un prestamista podría no tener medios efectivos para afectar el riesgo. Por ejemplo, un prestamista podría no tener poder para convencer a un conocido prestatario de alto riesgo estimado para que no desierte. Esto no es una falla de la estadística misma; muchos prestamistas preferirían conocer el riesgo y tener sus manos atadas que no conocer el riesgo del todo.

En principio, tanto los problemas como las posibilidades de la calificación estadística en el microcrédito son significativos. El resto de este documento prueba la

eficacia de la calificación con datos de un prestamista en Bolivia.

3. Un modelo estadístico de deserción

Esta sección describe el mercado del microcrédito en Bolivia, los datos, y el modelo econométrico.

3.1 El microcrédito en Bolivia

Bolivia es la cuna del microcrédito en América Latina. Pese a su dispersa población—6 habitantes por km²—profunda pobreza, y accidentada topografía, el microcrédito ha tenido un alto grado de penetración (Navajas *et al.*, 2000). La mayoría de países latinoamericanos tienen uno o dos prestamistas de microcrédito con más de 10.000 prestatarios activos; Bolivia tiene una docena de este tamaño. Tres prestamistas bolivianos se han convertido de empresas sin fines de lucro no reguladas a empresas con fines de lucro reguladas, y muchos otros esperan convertirse pronto. Los prestamistas trabajan en áreas rurales y/o urbanas, y con individuos y/o grupos. En La Paz, la mayoría de prestatarios se encuentra cerca de la línea de pobreza, pero no están entre los más pobres.

La rentabilidad del microcrédito atrajo la competencia de bancos bolivianos y de financieras chilenas de crédito para consumo. En la batalla por participación del mercado, los prestamistas empezaron a hacer publicidad, a abrir nuevas sucursales, y a tentar a los prestatarios de otros prestamistas a cambiarse de prestamista. El ritmo se aligeró en 1997; las tasas de deserción se dispararon, y los atrasos se duplicaron. La tolerancia por los atrasos por parte de las financieras no sólo debilitó la cultura del

pago, sino que los prestatarios también tomaron préstamos de más de un prestamista. La crisis económica en Brasil en 1999 también afectó el comportamiento de pago por parte de las mujeres que trabajan en el comercio y que conforman la mayoría de la cartera de microcrédito en Bolivia.

3.2 Los datos

La clientela del prestamista consiste de comerciantes y manufactureros en áreas urbanas. Se desembolsa créditos a individuos. La evaluación de riesgo descansa en el juicio personal de los analistas de crédito; la mayoría de los préstamos no están garantizados. El comité se reúne solamente para créditos muy grandes u inusuales. Desde su inicio en agosto de 1988 hasta finales de 1996, la tasa de deserción fue de 21 por ciento. Se define *deserción* como el número de prestatarios que no renovaron sus préstamos (8.490) dividido por el número de préstamos cancelados (39.956). En los primeros nueve meses de 1997, la tasa de deserción aumentó a 36 por ciento (3.761 no renovados de 10.555 cancelados).

La base de datos incluye las siguientes variables para cada préstamo desembolsado al 30 de setiembre de 1997:

- Fecha del desembolso
- Monto desembolsado
- Género del prestatario
- Sector de la empresa
- Tipo de garantía
- Número de atrasos pasados
- Duración máxima de atrasos pasados
- Sucursal

- Analista de crédito
- Si el préstamo estuvo vigente al 31 de diciembre de 1996 o al 30 de setiembre de 1997.

Esta lista de variables es extremadamente corta. Por lo menos, la mayoría de los modelos de calificación también incluiría la edad, escolaridad y duración de residencia del prestatario; la tenencia de teléfono, casa o vehículo; y indicadores del tamaño y de la solidez financiera del hogar y la empresa. Por ende este ejercicio es una prueba conservadora: si un modelo reducido puede predecir el riesgo de deserción, entonces un modelo completo podría predecir con mayor exactitud.

3.3. El modelo estadístico

El modelo estructural de “random-utility” parte de Greene (1993). El vector no observado ($1 \times N$) de beneficios esperados b_m para los prestatarios malos (desertores) es una función lineal de un vector no observado ($k \times 1$) de coeficientes γ_m , una matriz observada ($k \times N$) de variables independientes U_m , y un vector no observado ($1 \times N$) de errores ϵ_m :

$$b_m = \gamma_m' U_m + \epsilon_m. \quad (1)$$

De la misma manera, los costos esperados no observados c_m de los prestatarios malos (desertores) es

$$c_m = \delta'_m W_m + \mu_m. \quad (2)$$

La elección de un prestatario de ser bueno (repetir en vez de desertar) tiene beneficios esperados b_b y costos esperados c_b . Se observa que los prestatarios desertan ($y = 1$) cuando el beneficio neto no observado de desertar menos el beneficio neto de repetir (y^*) es positivo:

$$\begin{aligned} y = 1 \Leftrightarrow y^* &= (b_m - c_m) - (b_b - c_b) \\ &= (\gamma'_m U_m - \delta'_m W_m - \gamma'_b U_b + \delta'_b W_b) + (\epsilon_m - \mu_m - \epsilon_b + \mu_b) \\ &= \beta' X + \epsilon \\ &> 0. \end{aligned} \quad (3)$$

El modelo “logit” supone que ϵ tiene una distribución logística y entonces una función de distribución acumulativa $\Lambda(z) = \exp(z)/[1+\exp(z)]$. El estimador de máxima probabilidad elige un vector ($k \times 1$) β^* para maximizar

$$\ln L = \sum_{i=1}^N \ln \Lambda[\beta' X_i (2y_i - 1)]. \quad (4)$$

Para el prestatario i , el riesgo estimado de deserción $E[y_i]$ es $\Lambda^* = \Lambda(\beta^* X_i)$.

Dados los promedios de la muestra de 1988-1996, $\Lambda^* = 0,1691$. El cambio en la probabilidad de deserción debido a un pequeño cambio en una variable independiente continua es $\partial E[y]/\partial X = \Lambda^* \cdot (1 - \Lambda^*) \cdot \beta^*$. Las variables ficticias no son continuas, pero la probabilidad de deserción estimada debido a un cambio en una variable ficticia de 0 a 1

es usualmente muy cercana a la probabilidad calculada de la fórmula continua.

Una estimación consistente de los efectos de un cambio de una variable independiente reemplaza a X por \bar{x} , un vector $(1 \times k)$ de promedios de las variables independientes de la muestra. Dado una estimación consistente de V , la matriz de covariancia $(k \times k)$ de β^* , el error estándar de los efectos es asintóticamente normal y es la raíz cuadrada de la diagonal de $\lambda q V q'$, donde $\lambda = [\Lambda^* \cdot (1 - \Lambda^*)]^2$, $q = I + (1 - 2 \Lambda^*) \cdot \beta^* \bar{x}$, y I es una matriz de identidad $(k \times k)$. El análisis hace hincapié no en los coeficientes estimados sino más bien en los efectos de un cambio de una variable independiente porque el riesgo estimado depende no linealmente de todas las variables independientes y de todos los coeficientes estimados.

El modelo “logit” evita las debilidades de los modelos “discriminant” usados en la mayoría de los estudios de calificación, incluyendo el único modelo de calificación para un banco de desarrollo dirigido a los pobres en un país de bajo ingreso (Viganò, 1993). Aparte de su pequeña muestra ($n = 100$), el modelo de Viganò tiene tres inconvenientes comunes que se encuentra en todos los modelos “discriminant” (Eisenbeis, 1981). Primero, el modelo “discriminant” asume que la distribución de variables independientes es normal y difiere entre los buenos y los malos sólo en el promedio, lo cual es poco probable. Segundo, los coeficientes estimados en el modelo “discriminant” no tienen interpretación directa. Tercero, el modelo “discriminant” no estima el riesgo como una probabilidad. El modelo “logit” no tiene estos inconvenientes.

4. Efectos estimados

En esta sección, se comenta los efectos estimados sobre la deserción debido a cambios en variables independientes. Los prestamistas de microcrédito quieren conocer los factores que influyen el riesgo para guiar cambios en tecnología y política crediticia.

Se construyó el modelo con los préstamos cancelados desde agosto de 1988 hasta fines de 1996. No se usó los préstamos cancelados desde el 1 enero 1997 hasta el 30 de setiembre de 1997 en la construcción del modelo. Estos préstamos fueron reservados para comprobar el poder de predicción del modelo (Sección 5).

La comparación del modelo de calificación con un modelo sin variables independientes tiene un estadístico de Chi-cuadrado significativa a 0,0001. De los 120 coeficientes estimados, 70 difirieron de cero con una probabilidad de 90 por ciento o más. Sin embargo, la significancia estadística no necesariamente implica poder de predicción (Hand, 1994; Greene, 1993; Wiginton, 1980).

4.1 Experiencia del prestatario

4.1.1 Número de préstamos pasados

Se representa el número de préstamos que el prestatario ha tenido en el pasado con un conjunto de variables ficticias. Por lo tanto, el modelo econométrico es como un “discrete-event hazard model” con una base no paramétrica (Jenkins, 1995). Los coeficientes “logit” estimados para cada etapa, los efectos estimados de avance de etapa en etapa, y los errores estándar y valores de p están en el Cuadro 1.

Los coeficientes estimados son altamente significativos, y son más negativos según el número de préstamos pasados aumenta (tres columnas centrales del Cuadro 1). Los coeficientes negativos tienden a aumentar la probabilidad de repetir ($y_i = 0$), y los coeficientes positivos tienden a aumentar la probabilidad de deserción ($y_i = 1$). Mientras más créditos hay en el pasado, menos deserción habrá en el futuro.

¿Cuán grande es el efecto de un préstamo adicional? Los cambios estimados en probabilidades (las tres columnas más a la derecha del Cuadro 1) son grandes y estadísticamente significativos. En comparación con un nuevo prestatario, un prestatario con 10 préstamos o más tiene $30 - 11 = 19$ puntos porcentuales menos riesgo de desertar. Es probable que los nuevos prestatarios juzguen indebidamente los beneficios netos de tomar prestado y por ende desiertan al cabo de una ligera prueba, y es menos probable que los prestatarios con experiencia quieran desertar y volver a empezar con un nuevo prestamista.

4.1.2 Meses desde el primer préstamo

El número de préstamos pasados no abarca todos los aspectos de la experiencia porque un prestatario podría, por ejemplo, obtener préstamos a plazos de tres meses o préstamos a plazos de tres años. Se ha medido el tiempo como prestatario con un conjunto de variables ficticias definidas como los límites de la parte entera del logaritmo natural de uno más el número de meses desde el primer préstamo.

La mayoría de prestatarios tiene experiencias crediticias de 0-6 meses. La deserción disminuye cuando el prestatario tiene experiencia de 7-19 meses, aumenta cuando tiene experiencia de 20-53 meses, y aumenta aún más cuando tiene experiencia de 54-147 meses. Sólo el efecto de 20-53 meses es tanto preciso como grande. Independientemente del número de préstamos pasados, el riesgo de deserción aumenta con el tiempo. ¿A qué se deberá esto? Todos los nuevos prestatarios quieren pedir prestado. Sin embargo, las posibilidades de que quieran repetir deberán disminuir con el tiempo porque las fuerzas que afectan su demanda cambian.

4.2 Atrasos pasados

Se ha medido los atrasos pasados como el episodio de máxima duración en días y como el número de episodios de atraso en el préstamo anterior (Cuadro 2). Los episodios de atrasos fueron frecuentes, pero la mayoría de episodios fueron muy cortos. Para evitar colinearidad perfecta con el número de préstamos pasados, se ha contado a los prestatarios nuevos como si no hubieran tenido atrasos en el pasado.

4.2.1 Episodios de máxima duración

En comparación con los prestatarios sin atrasos, era menos probable que los prestatarios desertaran si su episodio de máxima duración fue de 1-4 días y más probable si su episodio de máxima duración fue de 5 días o más. Los efectos son precisos y grandes; un día de atrasos disminuye la probabilidad de deserción en 6

puntos porcentuales, y 29 días o más aumenta la probabilidad en 41 puntos porcentuales.

Es de esperar que episodios muy largos provoquen la deserción—a los prestatarios no les gusta la angustia de estar en mora y a los prestamistas no les gustan los costos del incumplimiento. Sin embargo, el prestamista boliviano no tiene una política de expulsar a todos los prestatarios que sobrepasan de algún nivel de atrasos. Aún así, algunos prestatarios que no repiten no son desertores sino expulsados.

Pero ¿por qué será mejor un corto episodio que ningún episodio? Este resultado no se debe a que se ha contado a los nuevos prestatarios como si no tuvieran atrasos en su préstamo anterior (el cual no existe); el mismo resultado sale de un modelo que incluye sólo variables ficticias representando la duración máxima de atrasos.

El resultado podría perfectamente deberse a errores de datos o correlaciones falsas entre atrasos, deserciones, y variables omitidas del modelo, pero también podría ser un efecto real. Hay escenarios que podrían explicar por qué episodios cortos de atrasos podrían reducir la deserción más que la ausencia de episodios.

Por ejemplo, 85 por ciento de los préstamos no tuvieron episodios de una duración de más de una semana, y el prestamista no se preocupa por estos episodios tan cortos. Algunos prestatarios pagan tarde, no porque no puedan pagar a tiempo ni porque no quieran pagar a tiempo, sino porque suelen esperar hasta que puedan combinar el viaje a la sucursal con otras diligencias o porque necesitan tiempo para

cobrar en efectivo las cuentas por pagar de sus propios clientes. También en comparación con los prestatarios ansiosos por cumplir con cada pago a tiempo, los prestatarios que aprenden que pueden pagar unos pocos días tarde están más tranquilos con el endeudamiento y por ende es más probable que pidan un nuevo préstamo en vez de desertar.

4.2.2 Número de episodios

Con la duración del atraso mantenida constante, el número de episodios de atrasos tiene un efecto grande y preciso sobre el riesgo de deserción (Cuadro 2). El riesgo de deserción aumenta con el número de episodios de atraso. En comparación con un prestatario que no tiene ningún episodio, un prestatario con nueve o más episodios es 16 puntos porcentuales más riesgoso de desertar. Aún si todos los atrasos fueron cortos, tanto el prestatario como el prestamista quieren evitar los costos de la morosidad.

4.3 Género y sector

La mayoría de los prestatarios son mujeres (Cuadro 3), y el riesgo de deserción de las mujeres fue de un punto porcentual mayor que el de los hombres. Los comerciantes, sin importar su género, tienen un riesgo de deserción de dos puntos porcentuales mayor que el de los manufactureros. El cambio de sectores entre préstamos también tuvo un efecto grande, pero el efecto estimado es impreciso y sólo 0,6 por ciento de los prestatarios cambiaron sectores.

4.4 Monto desembolsado

La deserción podría depender del nivel o del cambio del monto desembolsado. En unidades de dólares constantes a finales de 1998, cada \$100 desembolsado disminuye el riesgo en 0,2 puntos porcentuales (Cuadro 3). Cada \$100 de aumento entre préstamos disminuye el riesgo de deserción en 0,7 puntos porcentuales. (El aumento entre préstamos es definido como cero para nuevos préstamos y para préstamos más pequeños que el préstamo anterior.) En contraste, una disminución de \$100 aumenta el riesgo en 0,1 puntos porcentuales. En resumen, préstamos grandes tienen menos riesgo de deserción que préstamos pequeños. El aumento del monto desembolsado disminuye la deserción, y la disminución aumenta la deserción. Sin embargo, no es aconsejable intentar ajustar el monto desembolsado para retener más prestatarios porque los préstamos más grandes tienen más riesgo de incumplimiento y porque los efectos del monto desembolsado sobre la deserción son débiles. También, el préstamo promedio (\$700) y el cambio promedio (\$140 para incrementos y \$25 para disminuciones) son de por sí pequeños.

4.5 Garantías

Ninguna de las cuatro garantías aceptadas por el prestamista tiene un efecto grande y preciso sobre la deserción (Cuadro 3). Los cambios de la garantía entre préstamos tampoco tiene efectos. Los prestamistas de microcréditos confían menos en las garantías que en el juicio de los analistas de crédito.

4.6 Analistas de crédito

El corazón del microcrédito ha sido la relación del analista de crédito con el prestatario. En comparación con “otros”—analistas de crédito con menos de 80 préstamos pagados—el analista que mejor retiene sus clientes disminuyó la deserción en 14 puntos porcentuales, mientras que el analista que peor retiene sus clientes aumentó la deserción en 13 puntos porcentuales (Cuadro 4). Muchos de los efectos estimados de los analistas son grandes y precisos, y por eso los prestamistas podrían tener amplio ámbito para influenciar la deserción a través de esquemas de incentivos y entrenamiento para los analistas.

Doce por ciento de los prestatarios cambian de analistas entre préstamos, a menudo porque un analista renuncia o es despedido. El cambio de analistas aumenta el riesgo en 1 punto porcentual (Cuadro 4).

En comparación con los analistas nuevos, la deserción es más alta para los analistas con 2-6 meses de experiencia y aún mayor con 7-19 meses (Cuadro 5). Pese a que algunos efectos estimados son imprecisos, los analistas parecen ser muy cuidadosos con sus primeros clientes, pero disminuyen su cuidado conforme se amplían sus carteras. Una vez madura la cartera, los analistas parecen enfocarse de nuevo en calidad más que en cantidad, así que el riesgo disminuye en los meses 20-53 y disminuye aún más en los meses 54-147 meses.

4.7 Sucursales

Algunas sucursales tienen una tasa de deserción menor que otras (Cuadro 5). En comparación con “otros”—la oficina central y cuatro sucursales pequeñas—la sucursal que mejor retiene sus clientes disminuyó la deserción en 23 puntos porcentuales, y la sucursal que peor retiene sus clientes disminuyó la deserción en 3 puntos porcentuales. Estos resultados sugieren que los prestamistas podrían influir en el riesgo de deserción a nivel de sucursal. Este prestamista boliviano también podría querer dar seguimiento a los prestatarios que cambian de sucursal porque el cambio de sucursal aumenta la deserción en 4 puntos porcentuales.

4.8 Fecha del desembolso

Para tomar en cuenta los cambios estacionales o coyunturales en el mercado o en las políticas del prestamista, se ha incluido un conjunto de variables ficticias para representar el año y mes del desembolso. La deserción en 1992-96 fue menor que en 1988-91, llegando a su punto mínimo en 1994 y luego aumentando (Cuadro 6). El único efecto preciso mensual es una disminución en la deserción para préstamos desembolsados en el invierno boliviano.

En resumen, el riesgo de deserción depende mayormente en la experiencia del cliente, en los atrasos del cliente, en el analista y en la sucursal. La fecha de desembolso también tiene un gran efecto. Factores con efectos menores pero aún significantes incluyen género, sector y monto desembolsado. Una vez aprobado un crédito, la

mayoría de los factores que determinan la deserción—salvo el esfuerzo y destreza de la sucursal y del analista—están fuera de las manos del prestamista.

5. Poder predictivo

Un modelo estadístico de calificación intenta predecir el riesgo de casos que no fueron usados para la construcción del modelo. En esta sección, se usa el modelo construido con datos de 1988-96 para clasificar a los prestatarios que cancelaron préstamos y luego repitieron o desertaron en los primeros nueve meses de 1997. El propósito es comprobar el poder de predicción del modelo.

Casos con riesgo estimado por encima de un umbral dado están clasificados como *malos* (desertores), y casos por debajo del umbral están clasificados como *buenos* (repitentes). La clasificación de un prestatario tiene cuatro resultados posibles. Un *positivo verdadero* se da cuando el modelo predice que un bueno ya conocido sería bueno. De la misma manera, un *negativo verdadero* se da cuando el modelo predice que un malo ya conocido sería malo. Un *positivo falso* es un malo ya conocido que es predicho como bueno, y un *negativo falso* es un bueno ya conocido que es predicho como malo.

Los números de casos de cada resultado para 11 umbrales se encuentran en las cuatro filas superiores del Cuadro 7. Un umbral de cero es equivalente a un modelo no sofisticado cuyos resultados predichos son todos malos; el riesgo estimado está siempre por encima del umbral de cero. De los casos de 1997, 3.761 (36 por ciento) fueron malos ya conocidos (con un umbral de cero, todos negativos verdaderos), y 6.794 (64 por ciento) fueron buenos ya conocidos (con un umbral de cero, todos negativos falsos).

Conforme el umbral sube, el número de positivos verdaderos aumenta, y el número de negativos falsos disminuye; sin embargo, los positivos falsos también aumentan, y los negativos verdaderos también disminuyen. Un umbral de 1,00 es un modelo no sofisticado cuyos resultados predichos son todos buenos; el riesgo estimado está siempre por debajo del umbral de 1,00. Ya que los movimientos del umbral provocan intercambios forzosos entre los cuatro resultados, el umbral óptimo depende de los beneficios y costos de los cuatro resultados de la clasificación y por ende de las metas y tecnologías del prestamista.

5.1 Separación de buenos y malos

¿Separa el modelo los buenos de los malos? Una forma de contestar esta pregunta es la distribución de probabilidad del riesgo ponderado por la población, estimado para buenos ya conocidos (Figura 1) y para malos ya conocidos (Figura 2). Para los buenos conocidos, el riesgo estimado está distribuido hacia la izquierda con una delgada cola hacia la derecha (promedio de 0,206, mediana de 0,158). Para los malos conocidos, el riesgo estimado está distribuido más uniformemente con modos en ambas colas (promedio de 0,443, mediana de 0,368). Por ende, la mayoría de los casos con alto (bajo) riesgo estimado fueron de hecho malos (buenos) ya conocidos.

La función de distribución acumulativa (Figura 3) también muestra una clara separación. En todo momento, la distribución de buenos ya conocidos está a la izquierda de aquella de malos ya conocidos.

Finalmente, quisiera hacer hincapié en el hecho de que la tasa de deserción fue de 21 por ciento en 1988-96 y de 36 por ciento en 1997. Una predicción no sofisticada para la tasa de 1997 entonces hubiera sido de 21 por ciento, pero el modelo predijo 29 por ciento. Por ende, la mitad del aumento de deserción se debió a cambios en características incluidas en el modelo. La estadística sí separa buenos de malos hasta cierto punto.

5.2 Tasas verdaderas

¿Cuán bien separa el modelo los buenos de los malos? Un prestamista podría medir la separación tanto con tasas verdaderas o con valores predictivos (Hand, 1994; Kennedy, 1998). Las tasas verdaderas son la proporción de buenos (malos) ya conocidos que son predichas como buenos (malos). La *tasa positiva verdadera* es la proporción de buenos ya conocidos que son predichos como buenos, o sea positivos verdaderos / (positivos verdaderos + negativos falsos) (tres filas centrales del Cuadro 7). En la Figura 1, esta es el área de la izquierda del umbral dividida por el área total. Asimismo, la *tasa negativa verdadera* es la proporción de malos ya conocidos que son predichos como malos, o sea negativos verdaderos / (negativos verdaderos + positivos falsos). En la Figura 2, esta es el área a la derecha del umbral dividida por el área total.

Para un rango de umbrales, la Figura 4 muestra la tasa positiva verdadera, la tasa negativa verdadera, y la *tasa verdadera total*, o sea todos los verdaderos divididos

por el número de casos en la muestra. Para umbrales superiores a 0,21, la tasa verdadera positiva para el modelo estadístico es superior al modelo no sofisticado cuyos resultados son todos buenos (64 por ciento). Por debajo de 0,56 la tasa verdadera negativa del modelo estadístico es superior al modelo no sofisticado cuyos resultados son todos malos (36 por ciento). La tasa verdadera total del modelo es mayor que la tasa de los modelos no sofisticados para umbrales superiores a 0,19, con la mayor diferencia en un umbral de 0,45.

La Figura 5 muestra el intercambio forzoso entre la tasa positiva verdadera y la tasa negativa verdadera. La línea diagonal es el intercambio forzoso en un modelo no sofisticado que predice algún porcentaje fijo como bueno. El modelo estadístico tiene mayor poder según su curva contenga mayor área por encima de la diagonal; un modelo perfecto trazaría el borde superior y luego el borde derecho, clasificando a todos los buenos conocidos como buenos y luego a todos los malos conocidos como malos (Hand and Henley, 1997). De hecho, el modelo estadístico se encuentra cerca del borde superior para tasas positivas verdaderas por debajo de 0,5 y cerca del borde derecho para tasas negativas verdaderas por debajo de 0,2. Para umbrales cercanos a cero (1,00), el modelo logra predecir correctamente una gran proporción de buenos (malos) y falla solo con una pequeña proporción de malos (buenos).

5.3 Valor predictivo

Un prestamista también podría juzgar un modelo por su valor predictivo, la proporción de buenos (malos) predichos que son buenos (malos) conocidos. El *valor positivo predictivo* es la proporción de buenos predichos que son buenos ya conocidos, o sea positivos verdaderos / (positivos verdaderos + positivos falsos) (tres filas inferiores del Cuadro 7). Esta es el área a la izquierda del umbral en la Figura 1 para buenos ya conocidos divididos por esa misma área más el área a la izquierda del umbral en la Figura 2 para malos ya conocidos. El *valor negativo predictivo* es la proporción de malos predichos que son malos conocidos, o sea negativos verdaderos / (negativos verdaderos más negativos falsos). Este es el área a la derecha del umbral en la Figura 2 para malos ya conocidos dividido por la misma área más el área a la derecha del umbral en la Figura 1 para buenos ya conocidos.

Para un rango de umbrales, la Figura 6 muestra el valor positivo predictivo, el valor negativo predictivo, y el *valor predictivo total*, lo que es igual a la tasa verdadera total. El modelo no sofisticado cuyas predicciones son todas buenas tiene un valor positivo predictivo de 1,00, un valor negativo predictivo de cero, y un valor predictivo total de 0,64. Inversamente, el modelo no sofisticado cuyos resultados son todos malos tiene un valor positivo predictivo de cero, un valor negativo predictivo de 1,00, y un valor predictivo total de 0,34. El modelo estadístico tiene un valor predictivo total

mayor que el mejor modelo no sofisticado para umbrales por encima de 0,19, con la mayor diferencia en un umbral de 0,45.

Desde todo punto de vista, el modelo estadístico predice bien la deserción. Su poder es aún más notable porque muchas de las deserciones en 1997 se debieron a cambios imprevistos en el mercado y porque el modelo usa solamente un pequeño sub-conjunto de los datos de fácil observación que los prestamistas de microcrédito usualmente tienen a mano.

6. Conclusión

Los modelos estadísticos de calificación predicen el riesgo a partir de características del prestatario, del prestamista y del préstamo. La calificación estadística es casi siempre usada para reducir los costos de las empresas de tarjetas de crédito, o sea, los prestamistas de microcrédito de países de alto ingreso. Pero los prestamistas de microcrédito en países de bajo ingreso aún no usan modelos de calificación estadística.

¿Puede la calificación estadística ayudar a los prestamistas de microcrédito? El modelo presentado en este documento señaló muchos factores que afectan la probabilidad de deserción de un prestamista de microcrédito en Bolivia. Más aún, en una prueba con datos que no fueron usados para la construcción del modelo, el modelo predijo la deserción mucho mejor que algunos modelos no sofisticados.

En el microcrédito, el análisis estadístico de características hecho por computadoras no reemplazará el análisis del carácter personal y de flujos de caja hecho por el analista de crédito. Sin embargo, la calificación parece ser prometedora como una forma de marcar cuáles casos el prestamista debe revisar primero. La mayoría de los usos de la calificación en la práctica probablemente se enfocarán en prestatarios cuyo riesgo predicho es muy alto (super-peligrosos) o muy bajo (super-seguros). Por ejemplo, un prestamista podría darle mensualmente a los analistas de crédito una lista de los 10

prestatarios a su cargo con el riesgo más alto de desertar y quienes por ende a lo mejor merecerían una visita adicional o mayor estímulo.

Aún queda mucho trabajo por hacer en la calificación estadística para microcrédito. A los prestamistas probablemente les gustarían también modelar el riesgo de incumplimiento o modelar el número de días que un atrasado permanecerá en mora.

Nadie predijo que los modelos de calificación estadística reemplazaría el análisis individual para préstamos de consumo en países de alto ingreso (Lewis, 1990). Se espera que más investigación mostrará cuánto la clasificación puede ayudar a reducir los costos de microcrédito en países de bajo ingreso.

Bibliografía

- Boyes, William J.; Hoffman, Dennis L.; y Stuart A. Low. (1989) "An Econometric Analysis of the Bank Credit-Scoring Problem", *Journal of Econometrics*, Vol. 40, pp. 3-14.
- Eisenbeis, Robert A. (1981) "Credit-Scoring Applications", pp. 167-198 en Edward I. Altman, Robert B. Avery, Robert A. Eisenbeis, y Joseph F. Sinkey, Jr. (eds) *Application of Classification Techniques in Business, Banking, and Finance*, Greenwich: JAI Press.
- Greene, William H. (1998) "Sample selection in credit-scoring models", *Japan and the World Economy*, Vol. 10, pp. 299-316.
- (1993) *Econometric Analysis: Second Edition*, New York: MacMillan.
- (1992) "A Statistical Model for Credit Scoring", Stern School of Business Working Paper EC-92-29, New York University.
- 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, Part 3, pp. 523-541.
- Jenkins, Stephen P. (1995) "Easy Estimation Methods for Discrete-Time Duration Models", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, Vol. 57, No. 1, pp. 129-138.
- Kennedy, Peter. (1998) *A Guide to Econometrics, Fourth Edition*, Cambridge, MIT Press.
- Lawrence, David B. (1992) *Handbook of Consumer Lending*, New Jersey: Prentice Hall.
- Lewis, Edward M. (1990) *An Introduction to Credit Scoring*, San Rafael: Athena Press.
- Mester, Loretta J. (1997) "What's the Point of Credit Scoring?", *Business Review*, Sept./Oct., pp. 3-16, Federal Reserve Bank of Philadelphia.

- Navajas, Sergio; Schreiner, Mark; Meyer, Richard L.; Gonzalez-Vega, Claudio; y Jorge Rodriguez-Meza. (2000) "Microfinance and the Poorest of the Poor: Theory and Evidence From Bolivia", *World Development*, Vol. 28, No. 2, pp. 333-346.
- Rhyne, Elisabeth; y Linda Rotblatt. (1994) "What Makes Them Tick? Exploring the Anatomy of Major Microenterprise Finance Organizations", Acción International Monograph Series No. 9, Washington, D.C.
- Viganò, Laura. (1993) "A Credit-Scoring Model For Development Banks: An African Case Study", *Savings and Development*, Vol. 17, No. 4, pp. 441-482.
- Wiginton, John C. (1980) "A Note on the Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 15, No. 3, pp. 757-770.

CUADRO 1
EFFECTOS ESTIMADOS DE LA EXPERIENCIA DEL PRESTATARIO

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción		
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p
Número de préstamos anteriores 1	0.460	-0.812	0.147	0.01	-0.114	0.021	0.01
2	0.247	-1.052	0.155	0.01	-0.148	0.022	0.01
3	0.131	-1.322	0.165	0.01	-0.186	0.023	0.01
4	0.070	-1.599	0.175	0.01	-0.225	0.025	0.01
5	0.039	-1.512	0.187	0.01	-0.212	0.026	0.01
6	0.022	-1.929	0.213	0.01	-0.271	0.030	0.01
7	0.013	-1.861	0.243	0.01	-0.262	0.034	0.01
8	0.008	-2.407	0.313	0.01	-0.338	0.044	0.01
9	0.005	-2.222	0.334	0.01	-0.312	0.047	0.01
10 o más	0.006	-2.152	0.321	0.01	-0.302	0.045	0.01
Meses desde el primer préstamo 0-6	0.636						
7-19	0.233	-0.036	0.057	0.53	-0.005	0.008	0.53
20-53	0.125	0.097	0.086	0.26	0.014	0.012	0.26
54-147	0.007	0.423	0.196	0.03	0.059	0.028	0.03

CUADRO 2
EFFECTOS ESTIMADOS DE ATRASOS EN EL PASADO

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Atraso más largo en todos los préstamos anteriores	0	0.524						
	1	0.168	-0.451	0.069	0.01	-0.063	0.010	0.01
	2	0.091	-0.323	0.085	0.01	-0.045	0.012	0.01
	3	0.060	-0.158	0.090	0.08	-0.022	0.013	0.08
	4	0.047	-0.097	0.097	0.32	-0.014	0.014	0.32
	5	0.027	0.031	0.109	0.78	0.004	0.015	0.78
	6	0.020	0.221	0.114	0.05	0.031	0.016	0.05
	7	0.028	0.481	0.102	0.01	0.068	0.014	0.01
	8-14	0.063	0.890	0.087	0.01	0.125	0.012	0.01
	15-21	0.025	1.588	0.102	0.01	0.223	0.014	0.01
	22-28	0.015	2.220	0.120	0.01	0.312	0.017	0.01
	29 o más	0.051	2.947	0.097	0.01	0.414	0.014	0.01
Número de episodios de atrasos en préstamo anterior	0	0.524						
	1	0.091	0.176	0.076	0.02	0.025	0.011	0.02
	2	0.072	0.323	0.080	0.01	0.045	0.011	0.01
	3	0.059	0.517	0.083	0.01	0.073	0.012	0.01
	4	0.047	0.668	0.087	0.01	0.094	0.012	0.01
	5 o 6	0.072	0.868	0.079	0.01	0.122	0.011	0.01
	7 u 8	0.047	0.916	0.087	0.01	0.129	0.012	0.01
	9 o más	0.087	1.165	0.082	0.01	0.164	0.011	0.01

CUADRO 3
EFFECTOS ESTIMADOS DE GENERO, SECTOR,
MONTO DESEMBOLSADO, Y GARANTIA

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Género	Hombre	0.422						
	Mujer	0.578	0.079	0.034	0.02	0.011	0.005	0.02
Sector	Manufactura	0.473						
	Comerciante	0.527	-0.146	0.045	0.01	-0.020	0.006	0.01
Cambió de sector		0.006	0.167	0.183	0.36	0.023	0.026	0.36
Monto desembolsado Nivel		676	-0.000130	0.000030	0.01	-0.000018	0.000004	0.01
	Aumento	140	-0.000520	0.000078	0.01	-0.000073	0.000011	0.01
	Disminución	25	0.000085	0.000053	0.11	0.000012	0.000007	0.11
Garantía	Otro	0.029						
	Personal	0.475	-0.100	0.087	0.25	-0.014	0.012	0.25
	Ninguna	0.248	-0.031	0.090	0.73	-0.004	0.013	0.73
	Múltiple	0.248	0.154	0.098	0.12	0.022	0.014	0.12
Cambió de garantía		0.100	-0.005	0.058	0.93	-0.001	0.008	0.93

CUADRO 4 EFECTOS DEL ANALISTA DE CREDITO

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción		
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p
Otro	0.054						
1	0.011	-0.981	0.176	0.01	-0.138	0.025	0.01
2	0.006	-0.939	0.248	0.01	-0.132	0.035	0.01
3	0.002	-0.912	0.340	0.01	-0.128	0.048	0.01
4	0.010	-0.908	0.209	0.01	-0.128	0.029	0.01
5	0.004	-0.866	0.251	0.01	-0.122	0.035	0.01
6	0.006	-0.764	0.225	0.01	-0.107	0.032	0.01
7	0.009	-0.736	0.221	0.01	-0.103	0.031	0.01
8	0.010	-0.689	0.201	0.01	-0.097	0.028	0.01
9	0.016	-0.682	0.175	0.01	-0.096	0.025	0.01
10	0.010	-0.669	0.194	0.01	-0.094	0.027	0.01
11	0.031	-0.527	0.201	0.01	-0.074	0.028	0.01
12	0.010	-0.519	0.173	0.01	-0.073	0.024	0.01
13	0.022	-0.506	0.183	0.01	-0.071	0.026	0.01
14	0.002	-0.481	0.331	0.15	-0.068	0.046	0.15
15	0.003	-0.480	0.291	0.10	-0.067	0.041	0.10
16	0.016	-0.458	0.514	0.37	-0.064	0.072	0.37
17	0.017	-0.432	0.514	0.40	-0.061	0.072	0.40
18	0.014	-0.420	0.222	0.06	-0.059	0.031	0.06
19	0.019	-0.345	0.121	0.01	-0.048	0.017	0.01
20	0.025	-0.341	0.134	0.01	-0.048	0.019	0.01
21	0.045	-0.307	0.128	0.02	-0.043	0.018	0.02
22	0.035	-0.294	0.107	0.01	-0.041	0.015	0.01
23	0.037	-0.274	0.129	0.03	-0.039	0.018	0.03
24	0.024	-0.239	0.123	0.05	-0.034	0.017	0.05
25	0.031	-0.179	0.128	0.16	-0.025	0.018	0.16
26	0.059	-0.159	0.113	0.16	-0.022	0.016	0.16
27	0.008	-0.132	0.168	0.43	-0.019	0.024	0.43
28	0.019	-0.125	0.144	0.39	-0.018	0.020	0.39
29	0.015	-0.119	0.153	0.44	-0.017	0.021	0.44
30	0.016	-0.099	0.186	0.60	-0.014	0.026	0.60
31	0.067	-0.089	0.110	0.42	-0.012	0.015	0.42
32	0.038	-0.086	0.122	0.48	-0.012	0.017	0.48
33	0.014	-0.085	0.153	0.58	-0.012	0.022	0.58
34	0.015	-0.083	0.155	0.59	-0.012	0.022	0.59
35	0.013	-0.083	0.143	0.56	-0.012	0.020	0.56
36	0.027	-0.052	0.137	0.71	-0.007	0.019	0.71
37	0.010	-0.034	0.229	0.88	-0.005	0.032	0.88
38	0.011	-0.030	0.131	0.82	-0.004	0.018	0.82
39	0.016	0.013	0.152	0.93	0.002	0.021	0.93
40	0.048	0.037	0.104	0.72	0.005	0.015	0.72
41	0.006	0.062	0.525	0.91	0.009	0.074	0.91
42	0.019	0.068	0.210	0.75	0.010	0.029	0.75
43	0.008	0.095	0.197	0.63	0.013	0.028	0.63
44	0.006	0.170	0.183	0.35	0.024	0.026	0.35
45	0.009	0.183	0.200	0.36	0.026	0.028	0.36
46	0.016	0.671	0.331	0.04	0.094	0.046	0.04
47	0.035	0.693	0.314	0.03	0.097	0.044	0.03
48	0.041	0.833	0.305	0.01	0.117	0.043	0.01
49	0.002	0.858	0.437	0.05	0.121	0.061	0.05
50	0.014	0.887	0.330	0.01	0.125	0.046	0.01
Cambió de analista	0.115	0.097	0.055	0.08	0.014	0.008	0.08

CUADRO 5
EFFECTOS ESTIMADOS DE LA EXPERIENCIA DEL ANALISTA DE CREDITO
Y DE LA SUCURSAL

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Experiencia del analista 0-1 en meses	0.061							
2-6	0.204	0.045	0.066	0.50	0.006	0.009	0.50	
7-19	0.322	0.155	0.070	0.03	0.022	0.010	0.03	
20-53	0.335	0.102	0.087	0.24	0.014	0.012	0.24	
54-147	0.078	-0.101	0.147	0.49	-0.014	0.021	0.49	
Sucursal	Otro	0.438						
1		0.114	-1.646	0.304	0.01	-0.231	0.043	0.01
2		0.040	-0.458	0.504	0.36	-0.064	0.071	0.36
3		0.044	-0.307	0.178	0.09	-0.043	0.025	0.09
4		0.078	-0.229	0.149	0.12	-0.032	0.021	0.12
5		0.161	-0.212	0.104	0.04	-0.030	0.015	0.04
6		0.072	-0.197	0.165	0.23	-0.028	0.023	0.23
7		0.053	0.194	0.192	0.31	0.027	0.027	0.31
Cambió de sucursal		0.024	0.254	0.102	0.01	0.036	0.014	0.01

CUADRO 6
EFFECTOS ESTIMADOS DEL MES Y AÑO DE DESEMBOLOSO

Variable Independiente	Promedio	Coeficientes Logit			Cambio en prob. de deserción			
		Estimado	e.e.	valor-p	Estimado	e.e.	valor-p	
Año	1988-1991	0.083						
	1992	0.086	-0.185	0.077	0.02	-0.026	0.011	0.02
	1993	0.131	-0.556	0.097	0.01	-0.078	0.014	0.01
	1994	0.198	-0.782	0.115	0.01	-0.110	0.016	0.01
	1995	0.353	-0.482	0.123	0.01	-0.068	0.017	0.01
	1996	0.150	-0.119	0.141	0.4	-0.017	0.020	0.4
Mes	Enero	0.056						
	Febrero	0.064	-0.112	0.083	0.18	-0.016	0.012	0.18
	Marzo	0.088	-0.054	0.078	0.49	-0.008	0.011	0.49
	Abril	0.091	-0.070	0.078	0.36	-0.010	0.011	0.36
	Mayo	0.102	-0.152	0.077	0.05	-0.021	0.011	0.05
	Junio	0.096	-0.208	0.078	0.01	-0.029	0.011	0.01
	Julio	0.081	-0.190	0.082	0.02	-0.027	0.012	0.02
	Agosto	0.081	0.030	0.081	0.71	0.004	0.011	0.71
	Setiembre	0.087	-0.094	0.080	0.24	-0.013	0.011	0.24
	Octubre	0.086	0.048	0.080	0.55	0.007	0.011	0.55
	Noviembre	0.089	-0.017	0.080	0.83	-0.002	0.011	0.83
	Diciembre	0.079	0.045	0.082	0.58	0.006	0.011	0.58

CUADRO 7
PODER DE PREDICCIÓN FUERA DE LA MUESTRA USADO
PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

Criterio	Fórmula	Umbral										
		Todos malos										Todos buenos
		0	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
Positivos verdaderos	PV	0	1,771	4,231	5,499	6,062	6,338	6,514	6,644	6,721	6,783	6,794
Negativos verdaderos	NV	3,761	3,367	2,635	2,127	1,799	1,534	1,287	1,034	764	284	0
Positivos falsos	PF	0	394	1,126	1,634	1,962	2,227	2,474	2,727	2,997	3,477	3,761
Negativos falsos	NF	6,794	5,023	2,563	1,295	732	456	280	150	73	11	0
Tasa positiva verdadera	$PV/(PV+NF)$	0.00	0.26	0.62	0.81	0.89	0.93	0.96	0.98	0.99	1.00	1.00
Tasa negativa verdadera	$NV/(NV+PF)$	1.00	0.90	0.70	0.57	0.48	0.41	0.34	0.27	0.20	0.08	0.00
Tasa verdadera total	$(PV+NV)/N$	0.36	0.49	0.65	0.72	0.74	0.75	0.74	0.73	0.71	0.67	0.64
Valor predictivo positivo	$PV/(PV+PF)$	1.00	0.82	0.79	0.77	0.76	0.74	0.72	0.71	0.69	0.66	0.64
Valor predictivo negativo	$NV/(NV+NF)$	0.36	0.40	0.51	0.62	0.71	0.77	0.82	0.87	0.91	0.96	1.00
Valor predictivo total	$(PV+NV)/N$	0.36	0.49	0.65	0.72	0.74	0.75	0.74	0.73	0.71	0.67	0.64

Nota: N=10.555. Con 6.794 buenos conocidos y 3.761 malos conocidos, la proporción de buenos conocidos es 0,64, y la proporción de malos conocidos es 0,36.

FIGURA 1
DISTRIBUCION DE LA PROBABILIDAD ESTIMADA
DE SER MALO POR LOS BUENOS CONOCIDOS,
PONDERADA POR LA POBLACION TOTAL

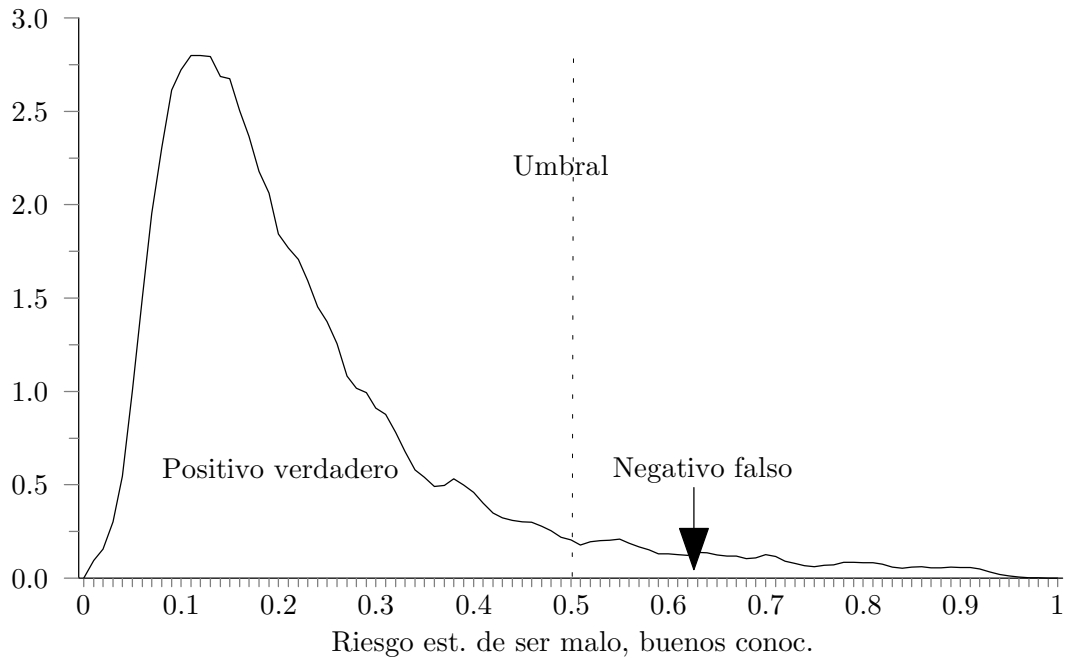


FIGURA 2
DISTRIBUCION DE LA PROBABILIDAD ESTIMADA
DE SER MALO POR LOS MALOS CONOCIDOS,
PONDERADA POR LA POBLACION TOTAL

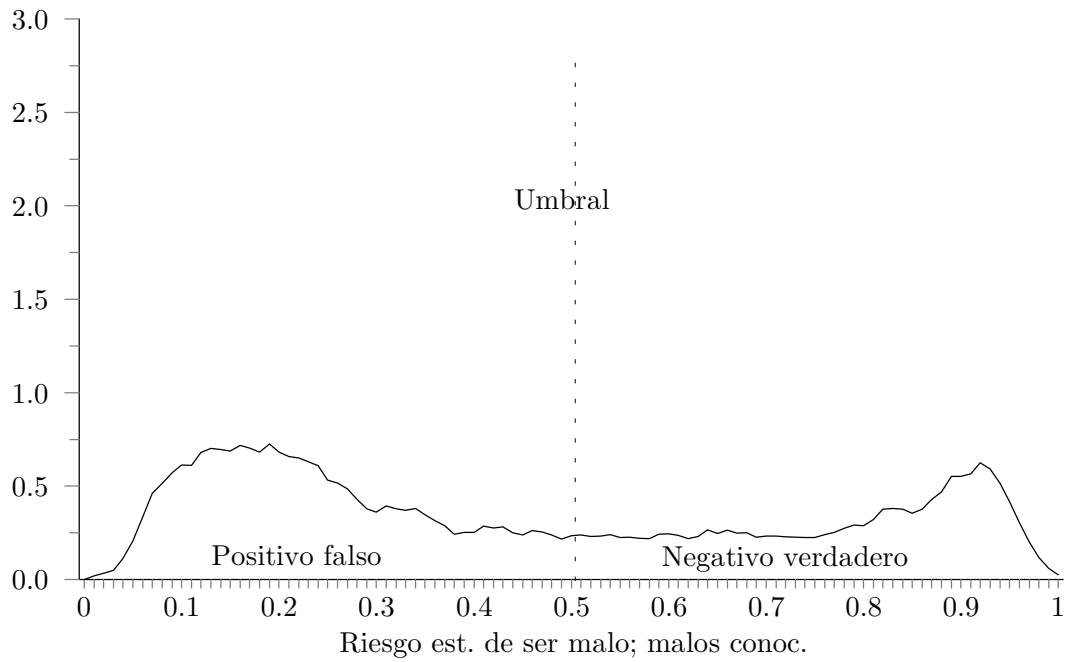


FIGURA 3
DISTRIBUCIONES ACUMULATIVAS
DEL RIESGO ESTIMADO DE SER MALO
POR BUENOS CONOCIDOS
Y POR MALOS CONOCIDOS

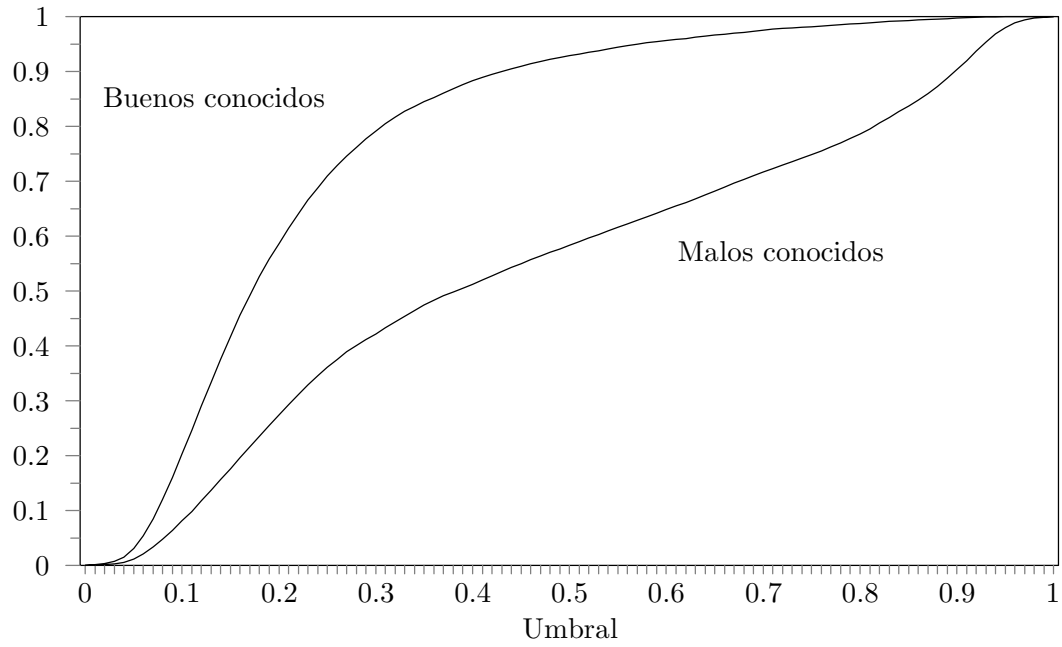


FIGURA 4
TASA POSITIVA VERDADERA,
TASA NEGATIVA VERDADERA,
Y TASA VERDADERA TOTAL

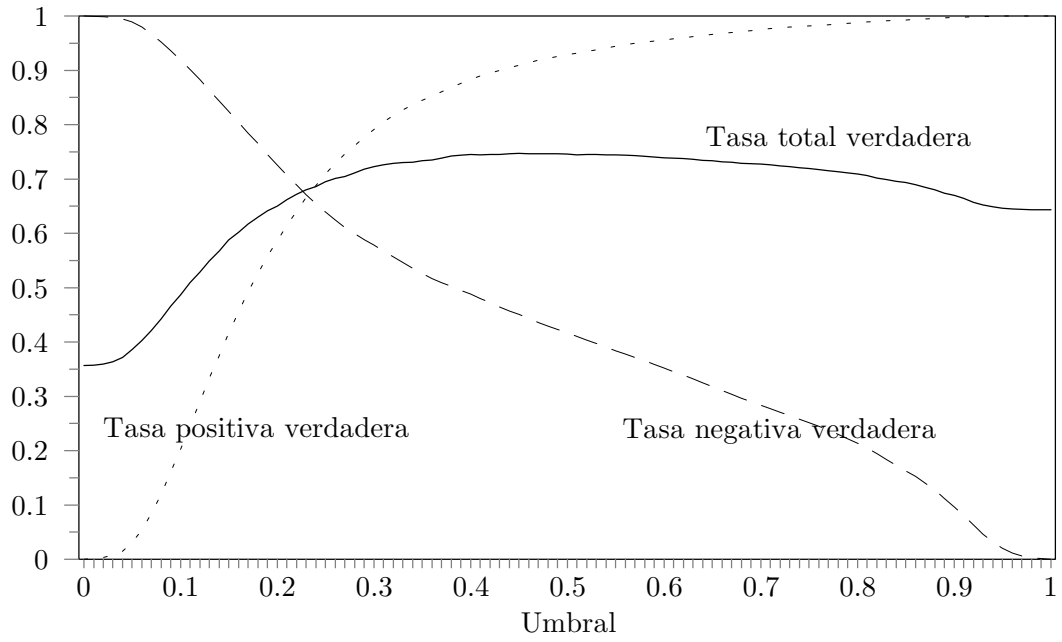


FIGURA 5
EL CAMBIO FORZOSO
ENTRE LA TASA POSITIVA VERDADERA
Y LA TASA NEGATIVA VERDADERA

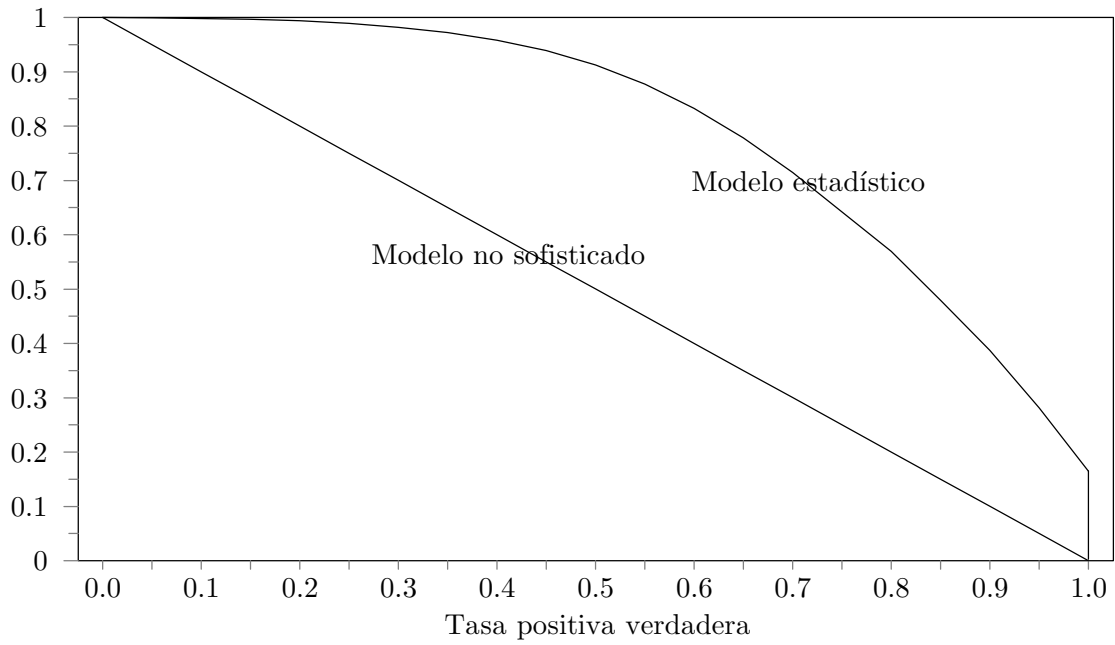


FIGURA 6
VALOR POSITIVO PREDICTIVO,
VALOR NEGATIVO PREDICTIVO,
Y VALOR PREDICTIVO TOTAL

