

Universidad Autónoma del Estado de México

UN MODELO DE CALIFICACIÓN ESTADÍSTICA PARA UNA INSTITUCIÓN MEXICANA ESPECIALIZADA EN MICROCRÉDITOS

Rafael Morales Ibarra,
Ma. Eugenia Valdez Pérez,
Gandhi González Guerrero

Agosto, 2013



Objetivo

- Emplear la regresión logística, para construir un modelo de *credit scoring* aplicada a una institución microfinanciera.
- Estimar la probabilidad de impago de futuros créditos potenciales.
- Caracterizar el funcionamiento y operatividad de las Instituciones microfinancieras.

Antecedentes

- 1970. Orígenes de *la* evaluación del riesgo de portafolios financieros.
- 1990. Las técnicas del Credit Scoring, se hacen populares. Generalmente asociados a modelos de minería de datos y a técnicas estadístico-matemática.
- Actualmente. El *credit scoring* en microfinanzas no son comunes, fundamentalmente por la limitada información.
- Escasa literatura y/o trabajos empíricos en microfinancieras y más escaso aún la aplicación de técnicas a nivel regional.

Justificación

- El problema de la morosidad tiene el mismo nivel de importancia que en cualquier institución bancaria. Las microfinanzas no son la excepción.
- Cualquier institución financiera requiere de mecanismos eficientes que reduzcan los índices de no pago.
- El *credit scoring* viene a coadyuvar al criterio humano en la difícil tarea de filtrar solicitudes de crédito.

Marco Teórico

- Microcrédito. Son pequeños préstamos realizados a personas de menores ingresos o pobres.
- Importancia; radica en que personas sin recursos puedan acceder a financiamiento.
- El credit scoring (CS); procedimiento estadístico empleado para clasificar a los solicitantes de un crédito como usuario de riesgo 'bueno' y 'malo'. Hand and Henley (1997)
- El CS, se refiere al uso de conocimiento sobre desempeño y características de un préstamos en el pasado para pronosticar el desempeño de préstamos en el futuro. Schreiner (2011)

El Credit Scoring (CS)

Se aplican para obtener un conocimiento sobre:

- a) El historial financiero en los productos solicitados e índice de morosidad.
- b) Relación riesgo - rentabilidad.
- c) Coste de la operación

Métodos y Técnicas

Técnicas comúnmente empleadas en el CS:

Paramétricas	No paramétricas
<ul style="list-style-type: none">• Análisis Discriminante• Modelos econométricos• Inteligencia artificial• Regresión logística	<ul style="list-style-type: none">• Programación Lineal• Redes neuronales artificiales

- Empleando estos modelos un cliente puede clasificarse en un grupo de liquidez, rentabilidad, apalancamiento y actividad. Orgler, (1971)

El modelo

El modelo de regresión logística puede formularse como:

$$\text{Log} \left(\frac{p}{1-p} \right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_{k1} \quad (1)$$

Dónde:

P = probabilidad de que el cliente incurra en no pago.

Tal que:

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

Donde:

$$Z = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_{k1} \quad (3)$$

Resultados

Con $n=100$ microcréditos y el empleo de la Regresión Logística Binaria, se obtiene como resultado la siguiente ecuación:

$$Z = 3.183 - 0.32Uso_{Cred} - 0.987Lab_{Usf} - 3.062Casa_i - 0.801Pib - 1.13Cta_{Loc} - 2.016Tip_{Garant} - 3.67Ti + 0.147Ad_{cred} \quad (4)$$

Empleando (4) y (5)

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

Se obtiene la probabilidad de no pago P para cada prestatario.

VARIABLES ESTADÍSTICAMENTE SIGNIFICATIVAS

Definición	Variable	Parámetro	p-value ($\alpha=0.05$)
Cuál es el destino o uso del crédito	Uso_cred	-0.324	(0.000)
Actual situación laboral del cliente	Lab_Usf	+0.019	(0.025)
Número de atrasos anteriores	Atr_pas	-6.331	(0.055)
Número de cuotas atrasadas	Num_atrss	-2.795	(0.0670)
Comportamiento de la economía a nivel nacional	Pib	+1.891	(0.000)
Tasas de interés en el mercado	Ti_m	-0.298	(0.844)
El cliente cuenta con casa propia	Casa_i	+0.423	(0.005)
Estado civil del cliente	E_civil	+0.002	(0.060)
Número de préstamos anteriores	Num_cred	-4.893	(0.055)
Años funcionando del negocio o actividad económica actual	Num_exp	-0.078	(0.667)
Cuenta con local distinto a su casa	Cta_local	+0.689	(0.000)
Ingresos netos	Ynet_s	-0.069	(0.500)
Monto solicitado	Mon_s	+0.0226	(0.650)
Monto otorgado	Mon_o	-0.0240	(0.650)
Tipo de garantía	Tip_garant	-3.561	(0.035)
Analista de crédito	Ad_cred	-2.041	(0.000)
Nivel de estudios del analista	N_est	-0.0027	(0.500)

El modelo final queda definido de la siguiente manera:

$$Z = 3.183 - 0.32Uso_Cred - 0.987Lab_Usf - 3.062Casa_i - 0.801Pib - 1.13Cta_Loc - 2.016Tip_Garant - 3.67Ti + 0.147Ad_cred \quad (6)$$

Las ocho variables en (6) influyen en la probabilidad de que un cliente sea clasificado como moroso o no. Una variable con signo positivo y siete con signo negativo por lo que dichas .

⇒ Con la variable **Ad_cred** (signo positivo), al aumentar la variable independiente en una unidad, el logaritmo de las probabilidades de ser un cliente moroso aumenta en el valor del coeficiente respectivo, y viceversa para los estimadores con signo negativo (**Uso_Cred; Lab_Usf; Casa_i; Pib; Cta_Loc; Tip_Garant y Ti**).

Bondad de ajuste

- La prueba de razón de verosimilitud, cuyo valor es de 1469,492, el R^2 de Cox y Snell y R^2 de Nagelkerke, indican un ajuste aceptable.
- Hosmer y Lemeshow, no es satisfactorio por su nivel de significación, quizás por el tamaño de muestra.
- Los residuos, se asumen como aleatorios.
- La eficacia predictiva del modelo; el porcentaje correcto de clasificación obtenido para el modelo es de 83.1%.
- La mínima variabilidad en los β 's de las variables endógenas indica que los “*outliers*” no son significativos.

Conclusiones

- Las variables predictoras del modelo son del tipo cuantitativo, de igual manera se agrupan en tres bloques: perfil del cliente, tipología de los créditos y variables macroeconómicas.
- Las variables macroeconómicas mejoran sustancialmente los resultados del modelo.
- Existe una relación inversa entre el riesgo y el puntaje del score; a mayor puntaje menor riesgo de no pago del cliente.

Conclusiones....

- El modelo predice correctamente en más del 83% de los créditos de la cartera de MF.
- La técnica empleada tiene la ventaja del calcular la probabilidad de incumplimiento del cliente.
- En resumen. el modelo de CS solo es un indicativo, la determinación fundamental radica en el recurso humano de las instituciones.

Gracias!!!

rmoralesi@uaemex.mx

