

ESTIMACIÓN DE LA CONCESIÓN DE CRÉDITOS COOPERATIVO BASADO EN EL MODELO DE REGRESIÓN DE POISSON

ESTIMATE OF THE GRANTING OF COOPERATIVE CREDIT BASED ON THE POISSON REGRESSION MODEL

CLARISSE VIRGINIA DÍAZ REISSNER¹

¹Dirección de Editorial y estadística, FO-UNA. Cátedra de Metodología de la Investigación y Bioestadística, FO-UPP. Correo electrónico: diazclarisse@gmail.com

Resumen: Las entidades financieras están expuestas a riesgos, entre la que se destaca el riesgo de crédito. El analista de créditos recurre a un sistema de análisis crediticio de método ponderado, basado en factores económicos del solicitante. El objetivo de la investigación fue determinar otros índices que pudieran revelar la capacidad de pago del cliente, basados en técnicas estadísticas para predecir la mora máxima. La muestra estuvo conformada por 454 créditos concedidos por la Cooperativa 26 de Abril Ltda. La mora máxima se consideró como variable de recuento, basada en la distribución de Poisson. Los resultados arrojaron un $\hat{R}^2 = 0,13$ para el modelo simple y 0,49 para el modelo con interacción de segundo orden, aunque no resultaron adecuados para predecir la mora máxima, se aprecia que existen otros factores relacionados con la capacidad de pago. Se sugiere acceder a mayores y mejores fuentes de información para contar con una base interna de datos que permitan alcanzar mejores niveles en la seguridad de la predicción.

Palabras Clave: Riesgo crediticio; mora máxima; distribución de Poisson

Abstract: Financial institutions are exposed to risks, among which credit risk is highlighted. The credit analyst applies a system of weighted-method credit analysis, based on the economic factors of the applicant. The objective of this research was to determine other indexes that might reveal the client's paying capability, based on statistical techniques to predict the maximum arrears. The sample consisted of 454 loans granted by the Cooperative 26 de Abril Ltda. The maximum delay was considered as a count variable, based on the Poisson distribution. The results showed an $\hat{R}^2 = 0,13$ for the simple model and 0,49 for the model with interaction of the second order, though not suitable for predicting the maximum overdue, made visible other factors related to payment capability. It is suggested to access more and better sources of information to have an internal database that achieve better levels in the safety of the prediction.

Key Words: Credit risk; default maximum; Poisson distribution

INTRODUCCION

Las entidades financieras siempre asumen cierto tipo de riesgos, entre los que se destaca el riesgo de crédito. Es considerado como riesgo debido a la posibilidad de incumplimiento del pago acordado entre la entidad y el cliente. Supone sufrir una pérdida crediticia inesperada para la entidad, no solo por el importe no recuperado sino también por los gastos incurridos en el proceso.

Cuando un usuario solicita un crédito, la entidad financiera toma la decisión de la concesión del mismo. Para tomar esta decisión es preciso contar con el apoyo de técnicas que permitan evaluar la solvencia del deudor sustentando la opinión del

analista de crédito, para las cuales el análisis contable y las técnicas estadísticas desempeñan un papel relevante.

Las entidades cooperativas se rigen por Reglamentos propios y por las Resoluciones del Consejo de Administración (CONAD). Por su parte, el analista de crédito se basa en los resultados de un programa informático especializado para detectar y evaluar el riesgo crediticio, cuyo origen es de los Estados Unidos de América. El sistema de análisis crediticio RATIO 2.1 de la World Council of CreditUnions (WOCCU INC), vigente desde hace aproximadamente 10 años, fue proporcionado por la Central de Cooperativas del Área Nacio-

nal (CENCOPAN) con el propósito de respaldar la toma de decisiones en la concesión de créditos a los beneficiarios (clientes), que está basado en el modelo de las cinco "C".

Uno de los modelos comúnmente aplicado es el "credit scoring" que se utiliza para evaluar el riesgo de crédito, clasifica a los deudores y solicitantes de financiamiento en función a su riesgo de incumplimiento, respaldando la toma de decisiones del analista de créditos.

Si bien, esta metodología se encuentra ampliamente difundida para el modelado de un *scoring* crediticio, se propone la predicción mediante los modelos para datos de recuento, de manera a buscar modelos estadísticos que puedan adecuarse y ser aplicados en las entidades cooperativas de nuestro medio.

Objetivo general

Determinar la calidad de los índices crediticios basados en los criterios de precisión, validez y representatividad, indicadores del cumplimiento de los clientes basados en los pagos y los factores concurrentes.

Objetivos específicos

- Caracterizar, clasificar y agrupar factores incidentes en la impagabilidad.
- Diseñar los sistemas y los modelos de estimación de la impagabilidad.
- Comparar y validar modelos estadísticos compuestos de un conjunto de factores y sus incidencias en la impagabilidad del crédito.
- Seleccionar los modelos estadísticos con estimadores de mayor precisión.
- Recomendar la aplicación de los factores que influyen con mayor precisión para predecir el incumplimiento crediticio.

Hipótesis de investigación

Los parámetros, los efectos e interacciones de los factores condicionantes del pago o impago de los clientes con uno o más créditos, constituyen el fundamento, principios y base de la estimación de un índice realista y comparable de definición,

caracterización y clasificación de los clientes actuales y potenciales.

Riesgos en entidades financieras

Fernández Castaño & Pérez Ramírez (2005) señalan que toda empresa está expuesta a riesgos, lo que puede llevar a la empresa a tener problemas financieros, poniendo en peligro la operación y en caso extremo el cierre de la empresa.

García Rodríguez (2009) señala que la conducta frente al riesgo implica la prevención del mismo, adoptando medidas de precaución adecuada, de manera a evitar que el crédito actúe a favor de la ineficiencia y la entidad quede hundida con créditos incobrables.

Gutiérrez López et al. (2011) señalan que el riesgo de crédito se encuentra vinculado a los productos de activo de la entidad. Por ello, es deber de las entidades financieras analizar la capacidad de pago de sus clientes y el seguimiento de la evolución del crédito. Dicha solvencia puede evaluarse mediante diversos modelos, con aportaciones cualitativas y cuantitativas de diversidad grado de complejidad.

Valoración de la insolvencia

Las metodologías desarrolladas han avanzado desde modelos marcadamente subjetivos y cualitativos, hacia modelos más objetivos y cuantitativos, entre los que se destacan los siguientes (García Gallegos & Gutiérrez López; 2011 y Gutiérrez López et al.; 2011):

- Modelo de las cinco "C"*: que evalúa el carácter, capacidad o generación de fondos, capital o patrimonio y condiciones del entorno.
- Modelo relacional*: emplea información interna disponible en la entidad financiera y datos externos solicitados al cliente o a terceros.
- Análisis económico-financiero*: que consiste en la combinación de los modelos anteriores, permite a través del cálculo y comparación de ratios la supervisión.
- Rating*: es un sistema de calificación, que puede ser desarrollada por la propia entidad.
- Scoring*: es un sistema de puntuación que

aplica técnicas y modelos estadísticos.

Bambino Contreras (2005) señala que el acceso a mayores y mejores fuentes de información y contar con excelentes bases internas de datos permite alcanzar mejores niveles de captura de buenos y malos clientes, aumentando así la eficacia de separación de ambas poblaciones, tal como se presenta en la Figura 1.

Factores relacionados al pago de deudas en microfinanzas

Con respecto a los factores condicionantes del pago o impago Rayo Cantón et al. (2010) mencionan que en microfinanzas en general:

- Las mujeres son mejores pagadoras que los hombres, debido a que asumen mayor responsabilidad en el ámbito familiar, hecho que se traslada al comportamiento de pago de un crédito.
- Cuando un cliente presenta menos edad, se considera que posee mayor capacidad en el desempeño de su actividad económica y en el pago de sus deudas con terceros que un cliente de mayor edad.
- El riesgo de los clientes solteros es mayor que el de clientes pertenecientes al grupo de los que asumen la responsabilidad de una unidad familiar, en lo que respecta al estado civil. En efecto, la responsabilidad familiar y del hogar hace que, por lo general, se traduzca en un mejor comportamiento de pago de las deudas.
- La situación laboral del prestatario es negativa cuando los clientes que llevan a cabo la actividad económica presenten una situación consolidada. Es decir, el micro-negocio como actividad ofrece mayor probabilidad de pago que los clientes que, trabajando en el pasado por cuentas ajena, obtienen un microcrédito para la creación de una microempresa.
- Consideran que un crédito mayor debe ser menos arriesgado que otro crédito de menor cuantía. Cuanto mayor sea la duración del crédito, mayor deberá ser la probabilidad del riesgo de no pago. Cuanto mayor sea la tasa de interés de la operación, mayores serán las

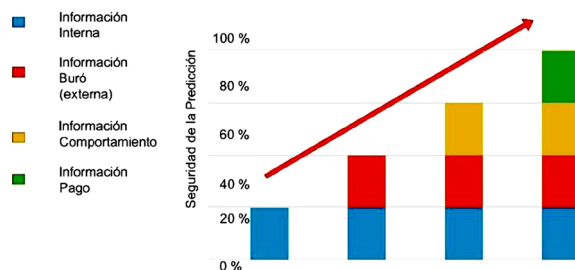


Figura 1. Relación entre la seguridad de la predicción y las fuentes de información (Fuente: Bambino Contreras, 2005).

dificultades que el cliente tendrá para reembolsar el crédito.

Rayo Cantón *et al.* (2010) mencionan en su investigación que Bellotti y Crook construyeron una aplicación de scoring utilizando regresión logística, en la que intentaron analizar el impacto que tenía incluir una serie de variables que reflejaban las características del ciclo macro-económico.

Inicialmente, los autores elaboraron el modelo sin las variables macro-económicas, contando tan solo con variables del prestatario y de la operación de préstamo, casi todas ellas variables ficticias, y que ya estaban contrastadas en la literatura. Seguidamente, y sobre este mismo planteamiento, procedieron a la incorporación de variables relacionadas con el ciclo económico, tales como tipos de interés, índice general bursátil, producto interno bruto, tasa de desempleo, precio de la vivienda, índice de precios y un ratio de riqueza incluyendo los valores de renta fija. La investigación concluye que la incorporación de estas variables mejora la capacidad predictiva del modelo, en el que el tipo de interés es la variable que mayor impacto refleja en el análisis.

Modelo de Regresión de Poisson (MRP)

Vives Brosa (2002) señala que los componentes del MRP son:

- Componente sistemático: el predictor lineal que expresa la combinación lineal de las variables explicativas proporciona el valor predicho es:

$$\eta = g(\mu) = x_i\beta$$

- Componente aleatorio: la variabilidad de Y no explicada por η sigue una distribución de Poisson:

$$\varepsilon \sim \text{Poisson}(\mu)$$

- Función de enlace: la función que relaciona η con μ es:

$$g(\mu) = \log(\mu)$$

Finalmente, el MRP múltiple queda conformado por la siguiente expresión:

$$\text{Log}(y_i) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_j x_j \text{ para } y_i = 1, 2, \dots, n$$

donde:

y_i es la variable respuesta,

x_1, \dots, x_j son las variables independientes.

En el MRP el recuento de eventos y_i sigue una distribución de Poisson con una media condicional que depende de los predictores:

$$\mu = E(Y|x) = \exp(x_i \beta)$$

Al aplicar la función exponencial se consigue $\mu \geq 0$, siendo esta una de las principales propiedades de la escala de medida de las variables de recuento.

La inversa es:

$$\log(\mu) = x_i \beta$$

se considera una expresión multiplicativa, puesto que:

$$\mu = \exp(x_i \beta) = \exp(\beta_0 + \beta_j X_j) = \exp(\beta_0) \times \exp(\beta_j X_j)$$

Esta propiedad posibilita la interpretación de los parámetros β_j directamente sobre la escala de la variable respuesta.

MATERIALES Y METODOS

La unidad de datos constituye el cliente de la Cooperativa 26 de Abril Ltda. que ha solicitado uno o más créditos en la cooperativa.

Las unidades de datos accesibles son los clientes cuyos primeros créditos fueron otorgados por la Cooperativa 26 de Abril Ltda., en el período comprendido entre enero de 2007 y diciembre de 2009.

Criterios de inclusión:

- Créditos de clientes que hayan finalizado el período de cuotas estipuladas a la fecha 1 de febrero de 2011, es decir, créditos no vigentes.

Criterios de exclusión:

- Créditos de clientes cuyas fichas se encontraban con información incompleta (considerando como incompleta las fichas que no contaban con la hoja de solicitud de crédito y/o hoja de análisis crediticio);
- Créditos de clientes cuyas fichas estaban en biblioratos de crédito que no se encontraron en el depósito de archivos de la cooperativa; y
- Créditos de clientes cuyas carpetas activas no fueron ubicadas en la oficina de cuentas luego de ser buscadas tres veces consecutivas con un período de tres días entre cada búsqueda.

La muestra seleccionada, de un total de 783 primeros créditos concedidos a clientes en el período establecido, quedó conformada por 454 créditos de clientes, basados en los criterios de selección.

Los datos fueron obtenidos de las fichas o registros correspondientes a la solicitud de crédito, del sistema de análisis crediticio y del sistema IN-FOCOOP.

Los datos faltantes fueron imputados mediante la corroboración de datos administrativos contenidos en el historial del cliente en la entidad, quedando solamente una variable ante la imposibilidad de este procedimiento. Se utilizó el programa R 2.10.0 para el análisis estadístico, se ajustó MRP de primer orden y segundo orden con vínculo logarítmico.

La variable dependiente es la mora máxima del crédito solicitado medida en días. Se cuenta con 17 variables independientes (Cuadro 1).

RESULTADOS Y DISCUSION

La variable dependiente número de días de mora máxima presenta un número elevado de ceros, que corresponden al 17,4% de los casos. Es una variable cuantitativa discreta, que solo puede tomar

Cuadro 1. Conjunto de variables independientes.

VARIABLES	CONCEPTO	NIVELES DE FACTOR
SEXO	Sexo del prestatario	Hombre Mujer
EDAD	Edad en años el momento de solicitud del crédito	----
OCUP	Tipo de ocupación laboral principal	Independiente Dependiente
RESID	Tipo de residencia	Propia Alquilada Familiar
PERS	Cantidad de personas a su cargo económicamente, mayores y menores de edad	----
ANTIG_LAB	Antigüedad laboral en meses en la ocupación principal	----
PATRIM	Patrimonio=Activo total - Pasivos totales	Positivo Negativo
E_CIVIL	Estado civil del prestatario	Soltero Casado Separado
NUM_TRAB	Cantidad de ocupaciones laborales	----
MONTO	Monto de crédito desembolsado por la cooperativa en guaraníes	0 a 3.000.000 <3.000.000 a 20.000.000 < 20.000.000
NUM_CUOT	Cantidad de cuotas mensuales del crédito	7 a 24 cuotas 26 a 30 cuotas
INT_MENS	Tasa de interés mensual del crédito	17 a 20% 22 a 30%
ANTIG_SOC	Antigüedad en meses como socio de la cooperativa al solicitar el crédito	----
INGR_DISP	Porcentaje ingreso disponible=(cuota crédito/disponibilidad)×100	----
AHORRO	Ahorro a la vista y a plazo fijo en guaraníes en la cooperativa	0 a 499.999 Gs. ≤ 500.000 Gs.
ME	Macro-económico=(Producto Interno Bruto + Índice de Precios del Consumidor)/2	----
DPTO	Departamento de residencia	Asunción Central Interior/exterior del país

valores enteros y positivos, y además cada dato indica el número de veces (días) que el suceso “mora” ha sido repetido en cada cliente, lo que define dicha variable como una variable de recuento.

Las variables independientes métricas son: antigüedad laboral, edad, antigüedad como socio, ingreso disponible y macro-económica. Se realizó transformaciones a las variables métricas.

La variable antigüedad laboral fue la única con datos perdidos en un 8,15%, cuyos valores fueron imputados por el método mediana de puntos adyacentes.

Las variables independientes categóricas son: sexo, edad, ocupación, tipo de residencia, personas a cargo, patrimonio, estado civil, cantidad de ocupaciones laborales, monto del crédito, número de cuotas del crédito, tasa de interés del crédito, ahorro y lugar de residencia. Existe similar pro-

porción de hombres y mujeres, encontrándose un predominio de clientes con estado civil soltero (68,2%), sin ninguna persona a cargo (56,1%), que vive en una residencia familiar (59,1%), en Asunción (52,3%), con una sola ocupación (86,4%), de tipo dependiente (85,1%), que posee ahorro en la cooperativa inferior a 500.000 Gs. (92,2%) y que ha solicitado en su primer crédito un monto inferior a 3.000.000 Gs. (96,4%).

Se realizó el análisis bidimensional, para las variables categóricas se aplicó la prueba Chi-cuadrado de Pearson con un nivel de confianza del 99%, se encontró asociación entre el monto con el tipo de residencia, la cantidad de trabajos y la tasa de interés, y entre el ahorro en la cooperativa y la ocupación.

Para las variables métricas se aplicó el análisis de correlación de Spearman con un nivel de con-

Cuadro 2. Modelo final de Poisson de primer orden.

Coefficientes	Estimación	Error estándar	Valor z	Significación
(Intercepto)	-1,213795	0,320779	-3,784	0,000154 *
AHORRO[500.000 en adelante]	-0,216158	0,050974	-4,241	2,23e-05 *
ANT_LAB	0,009273	0,003371	2,751	0,005946 *
CUOTAS[7 a 24 cuotas]	0,980527	0,043001	22,803	< 2e-16 *
DPTO[Central]	-0,097044	0,024838	-3,907	9,34e-05 *
DPTO[Interior y exterior de país]	0,163968	0,042988	3,814	0,000137 *
E_CIVIL[Casado]	-0,121792	0,033702	-3,614	0,000302 *
E_CIVIL[Separado]	-0,401511	0,072668	-5,525	3,29e-08 *
EDAD	22,307562	1,593466	13,999	< 2e-16 *
ME	0,154468	0,015453	9,996	< 2e-16 *
OCUP[Dependiente]	0,121577	0,038378	3,168	3,29e-08 *
PATRIM[Positivo]	-0,629930	0,053123	-11,858	< 2e-16 *
PERS[1 a 2]	0,189031	0,025488	7,417	0,001536 *
PERS[3 o más]	0,077847	0,043295	1,798	0,072168 NS
SEXO[femenino]	-0,260023	0,023416	-11,105	< 2e-16 *

(*) Significativo al nivel 0,05 (NS) No significativo

La devianza nula es 11593,7 con 414 grados de libertad.
 La devianza residual es 9813,1 con 400 grados de libertad.
 AIC = 11303.
 $\hat{R}^2 = 0,1363$.

fianza del 99%, resultando la correlación más elevada -0,551 y la más baja -0,014, encontrándose la variable mora máxima correlacionada significativamente con la antigüedad como socio y la edad.

La detección de casos atípicos múltiple utilizando la distancia D^2 de Mahalanobis y su posterior confirmación como valores influyentes redujo la muestra de 454 a 449 casos.

Se ajustó el modelo de regresión de Poisson con función vínculo canónico (logaritmo) de primer orden, observándose que las variables antigüedad como socio y monto no resultan estadísticamente significativas al nivel 0,05. La variabilidad explicada por el modelo resulta baja, con un 10%.

Se estimó el parámetro de dispersión que arrojó como resultado 1 para el modelo inicial de Poisson, indicativo del cumplimiento del supuesto de equidispersión.

Se eliminó del modelo las variables con coeficientes no significativos y se detectó los casos atípicos mediante la distancia de Cook, observándose


se la presencia de valores influyentes.

En el modelo final el AIC disminuyó y el \hat{R}^2 aumentó con respecto al modelo inicial (Cuadro 2). El nivel 3 o más personas para el factor personas a cargo no resultó estadísticamente significativo pero no se eliminó del modelo debido a que el otro nivel resulta significativo, si bien puede ser agrupado con la categoría de referencia para simplificar el modelo, carece de sentido juntar ambas categorías, por lo tanto se dejó como está el modelo.

En la Figura 2 se puede observar los niveles de factores con respecto a la mora máxima, encontrándose entre paréntesis la estimación exponenciada. Son factores negativos para la morosidad: ahorro inferior a 500.000 guaraníes, cuotas de 7 a 24, departamento interior y exterior, estado civil soltero, dependiente, patrimonio negativo, 1 a 2 personas a cargo y sexo masculino.

Se debe tener en cuenta que los días de mora máxima están ordenados, por tanto, a medida que

+ **Mora** **-**



AHORRO	500.000	≥ 500.000 (0,80)	
CUOTAS	7 a 24 (2,67)	2 a 6	
DEPARTAMENTO	Int/Ext. (1,18)	Asunción	Central (0,90)
ESTADO CIVIL	Soltero	Separado (0,66)	Casado (0,84)
OCUPACION	Depen. (1,3)	Indepen.	
PATRIMONIO	Negativo	Positivo (0,54)	
PES. A CARGO	1 a 2 (1,21)	Ninguna	3 o más
SEXO	Masculino	Femenino (0,77)	

Figura 2. Niveles de factores según morosidad.

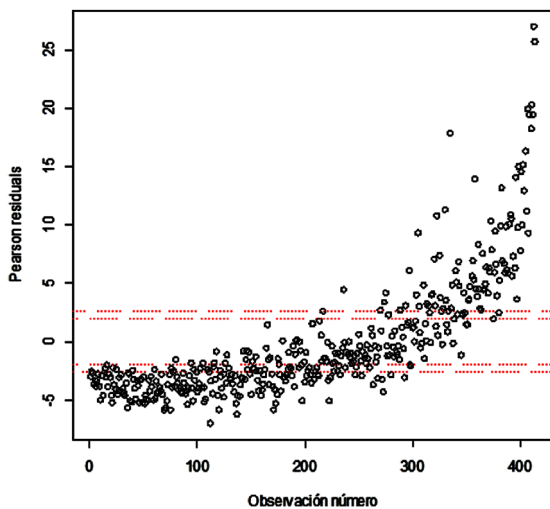


Figura 3. Residuos por número de observación.

aumentan los días de mora disminuye la calidad de la predicción (Figura 3).

Se ajustó también el modelo de Poisson con función de vínculo canónico e interacción de segundo orden, la mayoría de las interacciones aparecieron como significativas. El modelo consta de 153 interacciones. El $\hat{R}^2 = 0,49$ y el $AIC = 6661$. La interpretación de los coeficientes del modelo no es posible debido a que al realizar la exponenciación, algunos valores no pueden ser calculados y otros presentan valores excesivamente elevados.

La validación del modelo, esto es, la estimación de los intervalos de confianza no pueden ser calculados debido a que ciertos coeficientes de los parámetros presentan valores singulares.

Se considera el número de parámetros muy elevado, se debe destacar que el tamaño de la muestra es de 449, por lo que es de esperar una cantidad de casos reducida por cada estimación, no cumpliendo la relación mínima 1 a 5, es decir, cinco casos por cada parámetro a ser estimado. Por lo tanto, el modelo no puede considerarse como válido.

Seguidamente, se realiza la discusión de los resultados obtenidos con el modelo final de Poisson de primer orden.

Con respecto a las variables:

Los resultados concuerdan con la teoría de mi-

crofinanzas que exponen Rayo, Lara y Cantón (2010), las mujeres son mejores pagadoras que los hombres, el riesgo de pago de los clientes solteros es mayor que el de los clientes pertenecientes al grupo de aquellos que asumen responsabilidad familiar, a mayor duración de plazo del crédito es mayor la probabilidad de pago y no concuerda en que a menor edad mayor cumplimiento de pago.

Además, se agregan los siguientes factores incidentes en el pago de una deuda, tienen más probabilidad de pago aquellos socios que poseen ahorro en la cooperativa superior a 500.000 guaraníes, que poseen un patrimonio positivo y que residen en el departamento Central. Tienen menor probabilidad de pago aquellos socios que residen en el interior o exterior del país y que tienen personas a su cargo.

El nivel de ahorro es un indicativo de mejor cumplimiento debido a que el socio que tiene ahorro mayor a 500.000 guaraníes tiene una cultura financiera más comprometida. Un patrimonio positivo se traduce en un mejor cumplimiento del compromiso, debido a que no tiene compromiso activo, mientras que un patrimonio negativo denota compromisos crediticios paralelos en curso en otras instituciones.

Los residentes en el departamento Central presentan mayor nivel de cumplimiento que los de Asunción, debido a que cuidan su calificación crediticia dado que en los alrededores no existen otras instituciones que le permitan una operación similar con las mismas ventajas con la que están operando, sin embargo los residentes en el interior y exterior del país presentan menor cumplimiento del compromiso debido a la dificultad que genera el traslado regular para realizar los pagos.

Los socios que tienen entre 1 y 2 personas a cargo, tanto mayores como menores, presentan mayor mora debido a que tienen más gastos para el mantenimiento de estos, sin embargo para los que tienen 3 personas o más a su cargo no se aprecia diferencias con respecto a los socios que no tienen a ninguna persona a su cargo.

La variable macro-económica se encuentra conformada por el promedio de dos indicadores

que son el índice de precios del consumidor (IPC) y la liquidez; el IPC da la pauta del valor de la inflación, ya que cuando este último aumenta de manera sostenida y generalizada la capacidad de pago disminuye; la liquidez es la cantidad de dinero circulante en el mercado, cuando la liquidez disminuye menor es la capacidad de pago; estos dos indicadores en macro-economía actúan en conjunto, pues se afectan mutuamente, entonces a un mayor índice macroeconómico se incrementan los días de mora.

El aumento mensual de la antigüedad laboral produce un incremento en la mora porque al tener el solicitante una mayor confianza en su estabilidad laboral asume más compromisos económicos.

El aumento de la edad en años produce una disminución de la mora porque las personas se encuentran más consolidadas económicamente y son más responsables en general.

El resultado de análisis del nivel de patrimonio contradice con la afirmación de Vázquez et al. (2007) en que los niveles de solvencia no están relacionados con la actuación futura, pues a un patrimonio positivo indicativo de solvencia corresponde un mayor cumplimiento del compromiso de pago.

La variable macro-económica, quedó seleccionada en el modelo al resultar estadísticamente significativa, siguiendo la tendencia de lo afirmado por Rayo Cantón et al. (2010) y Saavedra García & Saavedra García (2010).

En relación al ajuste del modelo:

No existen investigaciones similares, que tratan de predecir la mora máxima mediante modelos para datos de recuento.

En cuanto a la seguridad de las predicciones y las fuentes de información, se debe tener en cuenta que, según lo expuesto por Bambino Contreras (2005), la seguridad es mayor cuando se cuenta con información de pago, información de comportamiento, información externa y por último información interna del cliente, en ese orden de importancia. Para esta investigación solamente se contó con información interna proveniente de los

registros de la cooperativa, por tanto, la seguridad de la predicción no supera el 20%.

En lo referente al supuesto de equidispersión, los días de mora máxima resultan ser la excepción y no la regla, al cumplir este supuesto.

Que la variable dependiente no siga una distribución normal lleva al incumplimiento de los supuestos para los errores, y un modelo de regresión lineal produciría estimaciones ineficientes, inconsistentes y sesgadas para una variable de recuento, pues se aprecia en el modelo simple y con interacción de segundo orden de Poisson la ausencia de normalidad y heterocedasticidad.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se evidencia que existen otros factores que se encuentran relacionados empíricamente con la capacidad de pago, además de los considerados en el sistema RATIO 2.1 construido bajo el modelo de las cinco "C" que tienen en cuenta solamente la capacidad financiera del cliente.

Se rechaza la hipótesis de investigación planteada, debido a que el ajuste del modelo no permite una aplicación práctica, considerando que las variables empleadas son insuficientes para aceptar la hipótesis, aunque se espera que al considerar un mayor número de variables y casos, podría confirmarse su aceptación, teniendo en cuenta que existe cierta concordancia con la teoría de microfinanzas.

El ajuste del modelo simple no es muy adecuado para predecir y/o explicar el fenómeno. Se recomienda construir modelos con interacciones de orden superior que permitan identificar el modelo adecuado, vale decir, examinar simultáneamente los efectos de cada una de las variables, así como las interacciones entre las variables de un mismo nivel y de niveles diferentes, teniendo en cuenta el tamaño de muestra recomendado para una estimación óptima.

Siendo uno de los problemas principales que afronta el desarrollo de un modelo para la concesión de créditos es la calidad de la información contenida en la base de datos, se debe considerar que en esta investigación no se contó con una sólida base de datos, debido a un escaso número de

casos con días de mora elevado y niveles de factores con muy pocos casos, además de la carga manual de los mismos, lo que disminuye la fiabilidad y calidad de las predicciones.

Se sugiere tomar otros créditos sucesivos además del primer crédito, para ampliar el tamaño de la muestra.

Se sugiere a la cooperativa establecer un sistema de almacenamiento de datos informatizado mas ampliado en datos relevantes previo diseño, de manera a que pudiera ser utilizado evitando la dificultad de la carga manual y pérdida de registros, así como también pudiera servir para plantear otras investigaciones.

AGRADECIMIENTOS

A la presidente del Consejo de Administración de la Cooperativa 26 de Abril Ltda., Lic. Noemí Gómez de Rejala, a los miembros del Consejo de Administración y al personal administrativo, por permitir acceso a su base de datos de socios y el uso de las oficinas para la realización de los trabajos.

LITERATURA CITADA

- BAMBINO CONTRERAS, C. 2005. Prestar como locos y obtener beneficios: ¿Es realmente posible? (Un analisis logit multinomial para los determinantes del comportamiento de pago de una cartera de consumo). Maestria en Economia. Facultad Latinoamericana de Ciencias Sociales (FLACSO). Quito, Agosto 2005 (en línea). Disponible en <http://economia.uniandes.edu.co/content/download/2152/12875/file/16.pdf> [Consultado: 29 de octubre de 2010]
- FERNÁNDEZ CASTAÑO, H. & PÉREZ RAMÍREZ F.O. 2005. El modelo logístico: una herramienta estadística para evaluar el riesgo de crédito (en línea). Revista Ingenierías Universidad de Medellín 2005; 455-75. Disponible en <http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/src/inicio/ArtPdfRed.jsp?iCve=75040605>. [Consultado: el 7 de octubre de 2010]
- GARCÍA RODRÍGUEZ, V. 2009. Minimizar los riesgos crediticios: una necesidad en el financiamiento de las inversiones (en línea). Contribuciones a la Economía, diciembre 2009. Disponible en <http://www.eumed.net/ce/2009b/> [Consultado: el 15 de enero de 2011]
- GARCIA GALLEGOS, A. & GUTIERREZ LOPEZ, C. 2011. Una aproximación al riesgo de crédito en las entidades financieras: cómo analizar la morosidad (en línea). Disponible en http://www.navactiva.com/es/descargas/pdf/acyf/riesgo_credito.pdf [Consultado: 16 de setiembre de 2010]
- GUTIERREZ LOPEZ, C.; FERNANDEZ FERNANDEZ, J.M. & RODRIGUEZ PEREZ, A. 2011. Métodos para la gestión de riesgos operacionales en entidades financieras: un enfoque combinado (en línea). Disponible en <http://www.intercostos.org/documentos/Gutierrez%20Lopez.pdf> [Consultado: 18 de noviembre de 2010]
- R Development Core Team. 2009. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>.
- RAYO CANTÓN, S.; LARA RUBIO, J. & CAMINO BLASCO, D. 2010. Un Modelo de CreditScoring para instituciones de microfinanzas en el marco Basilea II (en línea). Journal of Economics, Finance and Administrative Science June 2010. Vol. 15 N° 28 Disponible en <http://www.esan.edu.pe/publicaciones/2010/06/02/05.pdf> [Consultado: 28 de octubre de 2010]
- VIVES BROSA, J. 2002. El diagnostico de la sobredispersión en modelos de análisis de datos de recuento. Tesis Doctoral. Departamento de Psicología y Metodología en ciencias de la Salud. Facultad de Psicología. Universidad Autónoma de Barcelona. Disponible en <http://www.tesisenred.net/bitstream/handle/10803/5422/jvb1de2.pdf?sequence=1> [Consultado: 13 de marzo de 2011].