

Factores determinantes del riesgo de crédito en el Banco Popular de Ahorro

Determinants of credit risk in the Banco Popular de Ahorro

MSc. David Expósito-Martínez, davide@uo.edu.cu; MSc. Javier Díaz-Pozo, jdp@uo.edu.cu;
Dr.C. Senia Rodríguez-Rodríguez, seny@uo.edu.cu

Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba

Resumen

Las decisiones de otorgamiento de financiamientos son cruciales en la actividad bancaria, y el grado de exposición de la institución financiadora dependerá de cuan acertadas sean estas. Aquí desempeña un papel importante la manera en que se administran los riesgos a los que está expuesto el emisor de los fondos. De ahí la necesidad de que los especialistas encargados de la gestión del riesgo crediticio identifiquen los factores determinantes que inciden en su gestión. En este trabajo se exponen los principales elementos en la evaluación del riesgo crediticio y las diferentes metodologías para su estudio. Se analizan los principales factores, cualitativos y cuantitativos, considerados en la evaluación de los financiamientos y se aplica la técnica econométrica de regresión logística binaria para identificar los principales factores de riesgo, tomando como objeto de estudio la cartera de financiamientos a Trabajadores por Cuenta Propia de dos sucursales del municipio Santiago de Cuba.

Palabras clave: riesgo de crédito, factores de riesgo, regresión logística binaria.

Abstract

Decisions to grant loans are crucial in banking activity. How successful these are will depend on the degree of exposure of the funding institution. Here the performance of the risks to which the issuer of the funds is exposed plays an important role. In that order it becomes necessary to identify and analyze the determinant factors that affect the loan management. This paper exposes the main elements in risk credit management and the different methodologies for its study. The main factors, qualitative and quantitative, included in the loans management are analyzed, and a logit technique is used in order to identify the main risk factors taking as object of study two municipal banking branch's portfolio of Santiago de Cuba.

Keywords: credit risk, risk factors, logistic regression.

Introducción

A nivel mundial en las últimas décadas, las micro, pequeñas y medianas empresas (Mipymes) han tenido un papel preponderante en el desarrollo de las naciones. Su protagonismo se debe a la importancia que sus efectos socioeconómicos tienen en las economías donde operan, pues permiten la concentración de la renta y la capacidad productiva desde un número reducido de empresas hacia uno mayor; reducen las relaciones sociales a términos personales más estrechos entre el empleador y el empleado, lo que asegura el mercado de trabajo mediante la descentralización del mercado laboral (Guaipatín, 2003; Hincapie, 2007; Ayyagari, Demirgüç-Kunt y Maksimovic, 2011; Lederman, Messina, Pienknagura y Rigolini, 2014; Blanchenay, Criscuolo y Calvino, 2016).

Debido al desarrollo de su menor volumen de actividad, poseen mayor flexibilidad para adaptarse a los cambios del mercado y emprender proyectos innovadores que resultarán una buena fuente generadora de empleo, sobre todo profesionales. De este modo, constituyen los micro-emprendimientos una parte sustancial de la economía.

En este contexto, atendiendo a las características económicas¹ propias de Cuba, se ha propiciado la existencia, ya indispensable, de negocios con forma de gestión no estatal, llamados Trabajadores por Cuenta Propia (TCP), que deberán ser igualmente clasificados en “grandes, pequeños, medianos o micro” una vez se evalúen los elementos que permitan establecer una diferenciación².

Estos micro y pequeños empresarios cuentan generalmente con recursos propios limitados y, en este aspecto, el sistema financiero desempeña un importante papel al ser la principal fuente en la cual encuentran los medios para crecer o iniciar sus propios negocios. Sin embargo, la asimetría en la información, el alto riesgo atribuido a estos negocios y la exigencia de severas condiciones en los préstamos han derivado en una escasa participación en el crédito al sector privado (Banco Mundial, 2010; Levine, 2015; Borrás, *et al.* 2015).

¹ Borrás, Fernández y Martínez, (2015) exponen los cambios de demanda, gastos, estacionalidad y otras razones que exigen una extrema adaptabilidad a las condiciones de los consumidores. Menciona además restricciones en el suministro continuo de materia prima, no es posible la automatización por razones tecnológicas, y la existencia de actividades que no requieren excesivo capital y tecnología.

² La legislación cubana no maneja ningún criterio para clasificar a este tipo de negocios. Se considera en este trabajo la clasificación dada por la CEPAL (Comisión Económica para América Latina, en www.cepal.org), que clasifica a estos atendiendo al número de empleados contratados.

Esto los obliga a la amplia utilización de proveedores y autofinanciamiento para obtener capital o llevar a cabo inversiones.

El sistema financiero cumple un papel fundamental en la economía al facilitar la transferencia de fondos desde los tenedores de ahorros a los agentes que demandan capital para sus proyectos de inversión. Por tanto, las decisiones de otorgamiento de créditos son cruciales en la actividad bancaria y de cuan acertadas sean estas, dependerá el grado de exposición de la institución financiadora.

Para este fin, las instituciones prestamistas han desarrollado metodologías que pretenden estandarizar las decisiones de financiamiento, con el fin de fortalecer la gestión del riesgo crediticio. En este orden, la aplicación de técnicas estadísticas y econométricas permite no solo desarrollar sistemas para pronosticar la probabilidad de impago de un solicitante de crédito, sino también analizar e identificar los factores de riesgo que inciden, de manera directa, en la evaluación de los financiamientos.

A partir de las consideraciones anteriores, este trabajo tiene como objetivo identificar los factores determinantes en la evaluación del riesgo de crédito en el financiamiento a la actividad cuentapropista, mediante el empleo de un modelo de regresión logística binaria, teniendo como caso de estudio las sucursales 8312 y 8292 del Banco Popular de Ahorro del municipio Santiago de Cuba.

Fundamentación teórica

El riesgo es un fenómeno que siempre ha estado presente en toda actividad humana. Es la oportunidad o probabilidad de la ocurrencia de algún evento desfavorable, así como la contingencia o eventualidad de un daño o de una pérdida como consecuencia de cualquier clase de actividad, y cuyo aseguramiento puede ser objeto de contrato.

Está asociado a la incertidumbre que rodea en general a cualquier hecho económico, en el sentido de contingencias que puedan ocasionar pérdidas. El riesgo debe aumentar con el plazo del tiempo y también con el monto del capital invertido.

En adición, Ross, Westerfield y Jeffrey (2005) se refieren al riesgo como probabilidad de la ocurrencia de un fenómeno adverso, aceptando solo su presencia cuando el desenlace de la operación es solo desfavorable. En cambio, se acepta la incidencia del riesgo tanto en un sentido favorable como desfavorable. Jorion (2006) y Borrás (2013) expresan que, en el

ámbito financiero, el riesgo debe entenderse como la probabilidad de no obtener los rendimientos esperados, expresado como la volatilidad de los flujos financieros no esperados, por tanto se reconoce la variabilidad de los resultados en ambos sentidos.

En el ámbito bancario, el riesgo es la probabilidad que se presenten dificultades en la recuperación parcial o total en un préstamo realizado, debido a factores y variables que pueden afectar el futuro financiero del cliente, haciendo peligrar la inversión realizada por el acreedor (Téllez, 2002).

El riesgo de crédito puede analizarse en tres dimensiones básicas (Galicia, 2003):

Riesgo de incumplimiento: que se define como la probabilidad de que se presente un incumplimiento en el pago de un crédito. Existen diversas definiciones para “incumplimiento³”: el no cumplimiento de una obligación de pago, el rompimiento de un acuerdo en el contrato de crédito o el incumplimiento económico.

En ocasiones, el simple hecho del incumplimiento no genera pérdidas inmediatas. En consecuencia, el riesgo de incumplimiento se mide a través del cálculo de su probabilidad en un período dado de tiempo y depende de la situación crediticia del prestatario. A su vez, depende de numerosos factores: de la situación del mercado en el que se desenvuelva la empresa, su tamaño, los factores de competencia y la calidad de su administración, entre otros.

Existen, además, aspectos externos a la empresa que pueden incidir en el incumplimiento, tales como: la situación económica del país, el comportamiento de los mercados nacionales e internacionales, entre otros.

Riesgo de exposición: se genera por la incertidumbre respecto a los montos futuros en riesgo. En muchos casos, el crédito debe amortizarse de acuerdo con una tabla de amortización o a fechas preestablecidas de pago y, por lo tanto, en un momento determinado, es posible conocer con anticipación el saldo remanente. Sin embargo, no todos los créditos que la banca otorga tienen estas características, en algunos créditos para financiar proyectos de inversión los desembolsos se otorgan sin fecha fija contractual, es decir, de acuerdo con el avance del proyecto.

³ Generalmente, se declara incumplimiento de pago cuando un pago programado no se ha realizado dentro de un período determinado, o se efectúa con posterioridad a la fecha en que estaba programado.

Riesgo de recuperación: en el evento de un incumplimiento, la recuperación no se puede predecir, pues depende del tipo de incumplimiento y de numerosos factores relacionados con las garantías que se hayan recibido, el tipo de garantía que se trate y la situación al momento del incumplimiento. La existencia de una garantía minimiza el riesgo de crédito si esta puede realizarse fácil y rápidamente.

Métodos utilizados

A partir de mediados del siglo XX, la banca y distintas compañías que concedían crédito intensificaban esfuerzos para contar con metodologías estandarizadas para la selección de crédito. Esto propició la utilización de técnicas estadísticas con la finalidad de explicar o predecir el incumplimiento.

Metodologías para la gestión del riesgo de crédito

El desarrollo y evolución de modelos y metodologías, como elemento indispensable en la gestión del riesgo crediticio, ha estado condicionado y fuertemente influenciado por las amplias transformaciones coyunturales experimentadas por el sistema financiero internacional, además de los desarrollos computacionales que han permitido su amplio desarrollo y constante transformación.

Uno de los primeros trabajos que utilizó una de estas técnicas fue el de Durand (1941) que centró su análisis en la diferenciación de clientes de créditos de consumo que cumplían con el pago de su deuda de aquellos que no lo hacían. Otros autores que emplearon el análisis discriminante fueron Beaver (1966), Altman (1968), Edminster (1972) y Blum (1974), los que con datos de compañías industriales en quiebra, intentaron predecir quiebras corporativas. Estos estudios proponían un sistema de indicadores de alerta temprana, basándose en el análisis descriptivo de la información que brindaban dichas entidades.

El uso de técnicas de clasificación para la concesión de créditos se intensificó a partir de ese entonces, significando un gran apoyo a la industria bancaria.

Frente al desarrollo de metodologías para la predicción de quiebras y malos deudores, en la década del 70 del siglo pasado, surgió una línea de investigación diferente para medir el riesgo crediticio. Deakin (1972); Sinkey Jr. (1975); y Joy y Tollefson (1975) en sus trabajos introdujeron el Análisis Discriminante Múltiple; mientras que Merton (1974) marcó un hito importante al proponer un modelo que plantea que los bonos y las acciones de una

compañía pueden ser vistos como derechos contingentes sobre los activos de la empresa, lo que posibilita fijar el precio del riesgo de impago.

En la década del 80 y 90 del siglo XX se emplearon modelos más complejos que lograban mayor precisión a la hora de determinar la probabilidad de quiebra de una empresa, entre ellos los hoy en día conocidos modelos *Logit*, *Probit*, (Ohlson, 1980; Simon, 1980; Putnam, 1981). Además, Bovenzi y McFadden (1983) combinaron el análisis discriminante con un modelo *Logit*.

Atendiendo a que una de las principales características del sector financiero es su alto grado de regulación, el cual como premisa persigue el buen funcionamiento del sistema y la limitación de crisis bancarias, las diferentes instituciones reguladoras han desarrollado un número importante de normas que tratan de salvaguardar este objetivo.

En este sentido, los estudios de riesgos realizados en la última década del pasado siglo han estado influenciados por los trabajos desarrollados por la Comisión Europea y el Comité de Basilea para la Supervisión Bancaria⁴, con el fin de lograr una metodología estándar para la medición del riesgo.

Los cambios en el sector bancario han hecho necesaria la revisión del ACB, generando la preferencia de modelos de autoregulación, en la que tomarían parte la amplia variedad existente de modelos internos de supervisión empleados por los propios bancos, ante un único modelo centralizado y externo de regulación.

En ese sentido, Basilea II (BIS, 2003, 2004), demandó que las entidades financieras incluyeran procesos internos capaces de medir el riesgo de crédito. Esto obliga disponer de herramientas que permitan establecer modelos de medición con objeto de discriminar a los clientes según su perfil de riesgo.

Estos sistemas, conocidos como *credit scoring*⁵ o de puntaje crediticio, permiten asignar una calificación o puntuación de riesgo a un demandante de crédito (Orgler, 1970; Hand y

⁴ El acuerdo BIS (1988), conocido como Acuerdo del Comité de Basilea (ACB), representó uno de los mayores avances en cuanto a la definición de los requerimientos mínimos de capital que deben cumplir los bancos internacionales para hacer frente a situaciones inesperadas de pérdidas por diferentes riesgos, principalmente el riesgo de crédito.

⁵ Son procedimientos estadísticos que se usan para clasificar a aquellos que solicitan crédito, empleados fundamentalmente en el segmento de particulares, para créditos al consumo, hipotecarios, tarjetas y en el segmento de Mipymes dado que su naturaleza resulta más próxima a las condiciones patrimoniales de un particular que a las de una empresa.

Henley, 1997; Greene, 1992; Adriazola, 2015) que tiene como variable a explicar la probabilidad de impago, lo que complementa el trabajo de evaluación del crédito desarrollado por los especialistas del área de riesgo, convirtiendo a esta herramienta como indispensable dentro de la evaluación del riesgo de crédito.

Resultados y discusión

El Banco Popular de Ahorro es líder en prestación de servicios bancarios al segmento de particulares, el cual más del 90 % de su cartera de financiamientos corresponde a este sector. Para la gestión de dicha cartera, las sucursales no cuentan con una herramienta que permita estandarizar las decisiones de financiación, lo impide una certera evaluación de estos créditos. Para este fin es preciso identificar los factores determinantes que inciden en esta evaluación.

A partir del análisis previo de las fases del proceso de promoción, evaluación y otorgamiento del financiamiento en la institución, se seleccionaron las variables independientes, con el fin de identificar la información que explique el impago (en este caso la variable dependiente).

Para probar estadísticamente si estos factores constituyen factores de riesgo del impago, se propone el uso de un modelo econométrico tipo *logit*, por lo que se hace imprescindible tomar en consideración algunos elementos de carácter técnico que deben contemplarse a la hora de proponer un modelo de este tipo sustentado en herramientas econométricas (Franco, 2010; Moreno, 2013; Aguayo, 2016; Aguayo y Lora, 2016).

El modelo de elección binaria se expresa de la siguiente manera:

$$P(Y = 1/X_1, X_2, \dots, X_k) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k) \quad (1)$$

Donde

β_0 : es una constante

$\beta_1, \beta_2 \dots \beta_k$: son los coeficientes logísticos correspondientes a cada variable predictora

$X_1, X_2 \dots X_k$ son variables predictoras

G es una función que toma estrictamente valores entre 0 y 1, o sea, $0 \leq G(z) \leq 1$ para todos los números reales z.

Si $G(z) = \frac{e^{-z}}{1+e^{-z}}$ estamos ante el modelo *logit* cuya expresión será:

$$Y = G(z) = G(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k}} \quad (2)$$

Los coeficientes β ($\beta_0, \beta_1, \beta_2 \dots \beta_k$) son las medidas de los cambios en el ratio de probabilidades expresadas en logaritmos y se denominan *odds ratio* (OR):

$$\frac{\text{Pr } ob(\text{evento})}{\text{Pr } ob(\text{noevento})} = e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k} \quad (3)$$

Si el coeficiente estimado es positivo, su transformación antilogarítmica será mayor a 1 y el *odds ratio* aumentará y, por tanto, el modelo tendrá una alta probabilidad de ocurrencia, lo contrario sucede cuando toma valores negativos.

Un OR igual a 1 expresa equiprobabilidad (probabilidad de ocurrencia del evento igual al 50 %). En cambio, si su valor es superior a 1 indica un aumento en la misma y OR menor que 1, implica disminución.

Para la estimación del modelo se emplea el método de estimación por Máxima Verosimilitud que no establece restricción alguna respecto a las características de las variables predictoras.

En el procedimiento de máxima verosimilitud se seleccionan las estimaciones de los parámetros que hagan posible que los resultados observados sean lo más verosímiles posible. A la probabilidad de los resultados observados, dadas las estimaciones de los parámetros, se le denomina verosimilitud.

Franco (2010) expresa que la regresión logística maximiza la verosimilitud de que un suceso tenga lugar, la utilización de esa técnica de estimación alternativa requiere evaluar el modelo de una forma diferente, tal y como se presenta a continuación:

- La medida global del ajuste del modelo, similar al coeficiente de determinación R^2 , viene dada por el valor de la verosimilitud. El valor mínimo para $-2LL$ es cero. Un ajuste perfecto tiene una verosimilitud de 1 y $-2LL$ igual a cero.
- El contraste Chi cuadrado para la reducción en el logaritmo del valor de verosimilitud proporciona una medida de mejora debida a la introducción de variables independientes. Chi cuadrado contrasta la hipótesis nula, que los

coeficientes de todos los términos excepto la constante son cero. Los grados de libertad en este caso están dados por la diferencia entre el número de los parámetros de los dos modelos.

- Existen además varias medidas similares al R^2 como medidas globales del ajuste.

Existen requisitos y limitaciones en el empleo del modelo logit, referidas al número de observaciones de los datos⁶, la inclusión de las variables relevantes⁷ y confusoras⁸, y la colinealidad⁹ que hay que considerar al realizar este tipo de estudio.

Es por ello que para alcanzar un modelo que supere los obstáculos anteriormente planteados, el modelo debe emplearse de la siguiente manera (Franco, 2010):

1. Lograr una regresión eficiente que incluya el número preciso de regresores y que revele los factores de riesgo existentes en el estudio.
2. Comprobar la existencia o no de la multicolinealidad a través del estadístico Chi-Cuadrado que permite contrastar la hipótesis de que las variables son independientes.
3. Establecer la gravedad de la violación del requisito antes mencionado y determinar qué elección hacer frente al problema, si seguir la corriente de pensadores que plantean no hacer nada o aplicar algunas reglas prácticas (transformación de variables, aumentar el tamaño de la muestra, entre otras); todo dependerá de la intensidad de la violación.
4. Verificar la Bondad del Ajuste.

El modelo de Regresión Logística que se propone constituye una generalización del modelo de regresión lineal clásico para variables dependientes categóricas dicotómicas y permite predecir una variable de respuesta cualitativa, en este caso, la mora o impago de un determinado solicitante de financiamiento. Este modelo permite dada una o más variables independientes ya sean cuantitativas y/o cualitativas, obtener una función lineal de las variables independientes, que permita clasificar a los deudores en uno de los dos grupos

⁶ La estimación de los parámetros del modelo se determina mediante máxima verosimilitud, donde resulta necesario contar con un alto número de observaciones para cada combinación de variables independientes.

⁷ Todas las variables relevantes deben ser incluidas.

⁸ Al identificar variables confusoras, el análisis puede realizarse en submuestras.

⁹ Su presencia puede darse cuando los intervalos de confianza o los errores típicos en la estimación de los coeficientes son irregularmente altos.

establecidos por los dos valores de variable dependiente, el grupo de los clientes morosos y no morosos.

Para la selección de las variables independientes, se realizó un análisis previo de todas las fases del proceso de promoción, evaluación y otorgamiento del financiamiento en la institución, con el fin de identificar toda aquella información que podría explicar la mora (o impago, en este caso la variable dependiente). Las variables identificadas en el análisis fueron las siguientes:

X1	Zona	X11	Edad
X2	Tipo de negocio	X12	Sexo
X3	Experiencia	X13	Estado civil
X4	Evaluación cualitativa	X14	Personas bajo amparo económico
X5	Ingresos del negocio	X15	Procedencia
X6	Gastos de negocio	X16	Garantías
X7	Cantidad de trabajadores contratados	X17	Importe solicitado
X8	Capacidad de pago	X18	Tasa de interés
X9	Historial crediticio	X19	Destino
X10	Historial tributario	20	Plazo

Con el fin de identificar las variables significativas, se utilizó el Método Avanzar por pasos (Wald), procesando la información referida a 147 financiamientos otorgados y cobrados de dos sucursales del municipio Santiago de Cuba. A continuación, se exponen los resultados obtenidos de la aplicación de la regresión.

En la tabla 1 variables en la ecuación, se presentan las significancias del estadístico de Wald, donde al evaluar la significatividad de todas las pruebas de las variables, se observa que en su totalidad resultan significativas, pues su significación es $< 0,05$. Lo que resulta en la incorporación al modelo de cinco variables predictoras: Capacidad de pago X8, Historial crediticio X9, Evaluación cualitativa X4, Historial tributario X10, y Experiencia X3. El resto de las variables fueron excluidas porque sus coeficientes no difieren significativamente de cero, lo que indica que no aportan significación a la predicción de la Mora en la investigación.

Tabla 1 Variables en la ecuación

		Variables en la ecuación					
		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)
Paso 1 ^a	X4	-.279	.110	6.472	1	.011	.756
	Constante	-.567	.252	5.063	1	.024	.567
Paso 2 ^b	X8	-.034	.017	3.975	1	.046	.967
	X4	-.250	.111	5.072	1	.024	.779
	Constante	.820	.727	1.273	1	.259	2.271
Paso 3 ^c	X8	-.043	.018	5.812	1	.016	.958
	X9	-.767	.337	5.187	1	.023	.464
	X4	-.294	.120	5.956	1	.015	.745
	Constante	1.594	.804	3.929	1	.047	4.926
Paso 4 ^d	X8	-.044	.018	5.856	1	.016	.957
	X9	-.737	.332	4.928	1	.026	.479
	X4	-.319	.127	6.352	1	.012	.727
	X10	-.025	.015	2.977	1	.024	.975
	Constante	2.767	1.075	6.630	1	.010	15.917
Paso 5 ^e	X8	-.043	.018	5.640	1	.018	.958
	X9	-.734	.341	4.632	1	.031	.480
	X4	-.301	.126	5.729	1	.017	.740
	X10	-.045	.018	6.021	1	.014	.956
	X3	-1.737	.471	3.202	1	.044	.676
	Constante	2.469	1.834	8.895	1	.003	12.186

a. Variables especificadas en el paso 1: X4.

b. Variables especificadas en el paso 2: X8.

c. Variables especificadas en el paso 3: X9.

d. Variables especificadas en el paso 4: X10.

e. Variables especificadas en el paso 5: X3.

Fuente: Visor de resultados del SPSS 22.0

La tabla anterior muestra los coeficientes del modelo, que pueden interpretarse de acuerdo a su signo. Los valores negativos aumentan las posibilidades de que la variable dependiente tome valor 0 (que pague), en cambio, si el signo es positivo, la mora entonces aumentará.

El valor de todos los coeficientes de las variables predictoras del modelo es negativo lo que está indicando que la relación entre estas variables y la variable dependiente es inversa. Mientras el solicitante del crédito posea buena calificación (mayor valor) de **Capacidad de pago X8**, **Historial crediticio X9**, **Historial tributario X10**, **Valoración cualitativa X4** y **Experiencia X3**, tendrá mayores probabilidades de pagar el financiamiento recibido

(variable dependiente cercana a 0). Los resultados esperados para este caso se corresponden con lo expresado por el modelo.

El parámetro constante no es un elemento muy relevante en este tipo de regresión, no obstante, su signo positivo está indicando que cuando se estén dando a la vez todas las codificaciones de los regresores que indican factores de riesgo, las posibilidades lógicamente de que el demandante de fondo no pague aumenten.

Otro elemento para interpretar el modelo es la evaluación de las exponenciales β (*odds ratios*) que en este caso son menores que uno, lo que denota una baja probabilidad de que el evento se dé (impago) con la presencia de las cinco variables predictoras.

De manera individual, las *odds ratios* pueden analizarse en términos de oportunidades, donde se observa que un solicitante de fondos con alta capacidad de pago tiene una posibilidad 0,958 veces mayor de no pagar que si esta no fuera alta. Para el caso de la variable experiencia (dicotómica), la oportunidad de que un solicitante experimentado en su actividad no pague es 0,676 veces mayor a que si no lo fuera.

El exponencial β de la constante en el caso base, es la posibilidad de que un demandante de fondos, con baja Capacidad de pago, mal Historial crediticio, mala Evaluación cualitativa, mal Historial tributario y poca Experiencia en el negocio, o sea, con la presencia de las cinco categorías que se corresponden con los factores de riesgo, no pague un crédito es de 12 veces.

Validación del modelo

Al analizar la especificidad¹⁰ del modelo (tabla 2) se observa un valor de 77,5, que puede ser considerado como bueno sin embargo la sensibilidad¹¹ es superior. Las variables Capacidad de pago X8, Historial crediticio X9, Evaluación cualitativa X4, Historial tributario X10, y Experiencia X3, tienen una alta sensibilidad para diagnosticar adecuadamente la mora 95,5 %. No obstante, al analizar de forma conjunta el porcentaje de casos correctamente clasificados ha alcanzado un 85,7 %, por lo que se puede alegar que la

¹⁰ La especificidad del modelo es la proporción entre la frecuencia de aciertos negativos y la frecuencia total de negativos observados.

¹¹ La sensibilidad es la razón entre la frecuencia de aciertos positivos y la frecuencia total de positivos observados.

información aportada por estas variables es muy significativa y entonces se puede afirmar que el modelo de regresión logística es válido para lograr el objetivo propuesto.

Tabla 2: Tabla de Clasificación

	Observado	Pronosticado			Corrección de porcentaje
		MORA			
		NO MOROSO	MOROSO		
Paso 1	MORA	NO MOROSO	67	13	83,7
		MOROSO	8	59	88,0
	Porcentaje global				85.7
Paso 2	MORA	NO MOROSO	65	15	81,2
		MOROSO	6	61	91,0
	Porcentaje global				85.7
Paso 3	MORA	NO MOROSO	64	16	80,0
		MOROSO	5	62	92,5
	Porcentaje global				85.7
Paso 4	MORA	NO MOROSO	63	17	78,8
		MOROSO	4	63	94,0
	Porcentaje global				85.7
Paso 5	MORA	NO MOROSO	62	18	77,5
		MOROSO	3	64	95,5
	Porcentaje global				85.7

a. El valor de corte es ,500

Fuente: Tabla de resultados del SPSS 22.0.

Para evaluar la bondad del ajuste del modelo, deben observarse los indicadores de la tabla 3, los que evidencian que luego del quinto paso se explica el 45,9% de la variabilidad de los datos (R^2 de Cox y Snell). En cambio, con este modelo se ha logrado explicar el 61,4% de la variabilidad (R^2 de Nagelkerke) de los datos recogidos sobre el número de morosos y no morosos de las sucursales seleccionadas en el estudio.

Tabla 3: Resumen del modelo

Escalón	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	156.131 ^a	.364	.510
2	151.864 ^a	.412	.574
3	145.304 ^a	.426	.594
4	142.311 ^b	.440	.603
5	138.716 ^b	.459	.614

a. La estimación ha terminado en el número de iteración 5 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

b. La estimación ha terminado en el número de iteración 6 porque las estimaciones de parámetro han cambiado en menos de ,001.

Fuente: Tabla de resultados del SPSS 22.0.

La disminución de $-2\ln$ ($-2 \log$ de la verosimilitud) indica que con cada paso la verosimilitud es mayor y por tanto mejor el ajuste del modelo.

La prueba Ómnibus realizada a todos los coeficientes del modelo presenta significaciones por debajo del 0,05. Esto expresa que al menos una de las variables independientes pueda explicar el comportamiento de la dependiente.

Una vez comprobado que la ecuación logística estimada cumple con las pruebas estadísticas necesarias puede decirse que es útil para obtener pronósticos de la probabilidad de que un determinado cliente pague un financiamiento recibido.

Tabla 4 Pruebas ómnibus de coeficientes de modelo

		Chi-cuadrado	gl	Sig.
Paso 1	Escalón	9,743	1	.002
	Bloque	9,743	1	.002
	Modelo	9,743	1	.002
Paso 2	Escalón	4,266	1	.039
	Bloque	14,009	2	.001
	Modelo	14,009	2	.001
Paso 3	Escalón	6,561	1	.010
	Bloque	20,570	3	.000
	Modelo	20,570	3	.000
Paso 4	Escalón	2,993	1	.004
	Bloque	23,562	4	.000
	Modelo	23,562	4	.000
Paso 5	Escalón	3,595	1	.038
	Bloque	27,157	5	.000
	Modelo	27,157	5	.000

Fuente: Tabla de resultados del SPSS 22.0.

Conclusiones

1. *La gestión del riesgo de crédito resulta un pilar fundamental dentro de la actividad bancaria y el estudio de todos los elementos que comprenden la operación crediticia resulta esencial en el proceso de toma de decisiones asociadas a la financiación. Unido a esto, resulta indispensable el empleo de herramientas que permitan estandarizar dichas decisiones, lo que permite fundamentar las mismas en términos de probabilidad de impago.*
2. *Para alcanzar dicho objetivo es necesaria la identificación de los factores que resultan determinantes en la evaluación de los créditos.*
3. *En las sucursales incluidas en el estudio, de 20 variables consideradas inicialmente, solo cinco resultaron presuntos factores determinantes en el impago: Capacidad de Pago, Historial crediticio, Evaluación cualitativa, Historial tributario y Experiencia; siendo las únicas que explican de manera significativa la probabilidad de impago.*

Referencias bibliográficas

1. Adriaola, N. (2015). *Construcción de un modelo rating de admisión para la clasificación de riesgo crédito*. (Tesis inédita de maestría). Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba.
2. Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), pp. 589-609.
3. Ayyagari, M., Demirgüç-Kunt, A., & Maksimovic, V. (2011). Small vs. Young firms across the world. Contribution to employment, job creation, and growth. *World Bank, Policy Research Working Paper*, 3(5631), pp. 54-73.
4. Banco Mundial (2010). Enterprise Survey. Recuperado de: <http://www.enterprisesurveys.org/world-bank000312.pdf>
5. Beaver, W.H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, Supplement 5, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, pp. 71-111.
6. BIS. (2003). *New Basel Capital Accord. Comité de Supervisión Bancaria de Basilea*. Basilea. (Vol. 2, pp. 13-21). Basel, Switzerland: Basel Capital Accord.
7. BIS. (2004). *International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*. (Vol. 5, pp. 42-51). Basel, Switzerland: Basel Capital Accord.
8. Blanchenay, P., Criscuolo, C., & Calvino, F. (2016). Business Dynamics and Public Policies: Cross-Country Evidence from New Data. *Journal of Finances*, 5, pp. 112-123.
9. Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research (Spring)*, pp.1-15.
10. Borrás, F. (2013). *La Banca Comercial: Productos y Servicios*. La Habana: Félix Varela.
11. Borrás, F., Fernández, A., & Martínez, F. J. (2015). *El emprendimiento: una aproximación Internacional al desarrollo económico*. España: Ediciones Universidad Cantabria.
12. Bovenzi, M., & McFadden, F. (1983). Commercial Bank Failure Prediction Models. *Economic Review*, 9(11), pp 36-43.
13. Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), pp. 101-142.
14. Durand, D. (1941). Risk Elements in Consumer Instalment Financing. *National Bureau of Economic Research*.
15. Edminster, R.O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 6(2), pp. 1477-1493.
16. Galicia, M. (2003). *Riesgo Financiero*. Recuperado de: [www.riesgofinanciero.com/Dimensiones Resgo Credito.pdf](http://www.riesgofinanciero.com/Dimensiones_Resgo_Credito.pdf)

17. Greene, W. (1992). *Un Modelo Estático para Credit Scoring*. New York: Escuela de Negocios Leonard N. Stern.
18. Guaipatín, C. (2003). *Observatorio MIPYME: Compilación estadística para 12 países de la Región*. México: Banco Interamericano de Desarrollo. Recuperado de: www.ieralpyme.org/mipyme_stas.pdf
19. Hand, D., & Henley, W. (1997). Statistical Classification Methods in Costumer Credit Scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Association*, 160(3), pp. 523-541.
20. Hincapie, J. E. (2007). *Análisis de riesgo financiero para la micro, pequeña y mediana empresa del sector metalmecánico de la ciudad de Manizales*. Colombia: Universidad de Colombia. (Tesis de maestría). Universidad Central Bogotá, Bogotá, Colombia.
21. Jorion, P. (2006). *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk*. McGraw-Hill. Chicago.
22. Joy, O. M., & Tollefson, J. O. (1975). On the Financial Applications of Discriminant Analysis. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 10, pp. 723-739.
23. Lederman, D.; Messina, J.; Pienknagura, S., & Rigolini, J. (2014). *El Emprendimiento en América Latina. Muchas Empresas y Poca Innovación*. México: Banco Mundial.
24. Levine, R. (2015). Financial Development and Economic Growth Financial Development and Economic Growth: Views and Agenda. *Journal of Economic Literature*, 35, pp. 688-726.
25. Merton, R. (1974). On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates. *Journal of Financial*, 29, 449.
26. Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.
27. Orgler, Y. (1970). A credit scoring model for commercial loans. *Journal of Money, Credit and Banking*, 2(4), pp. 435-447.
28. Putnam, B. (1981). Computer Screening Methods Employed by the Five Financial Regulatory Institutions to Identify Banks Having Actual or Potential Financial Problems. *Journal of Economics*, 11(7), pp. 1132-1153.
29. Ross, S. A.; Westerfield, R. W., & Jeffrey, J. (2005). *Finanzas Corporativas*. México: McGraw-Hill.
30. Simon, C. (1980). *Predicting the Failure of Credit Unions: An Application of Multivariate Logit Analysis*. (Masters Thesis). Massachusetts, Massachusetts Institute of Technology, EE.UU.
31. Sinkey Jr., J. (1975). A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks. *Journal of Finance*, 30, pp 481-511.
32. Téllez, R. (2002). El cálculo de riesgo como elemento de la tasa de interés activa y su influencia en la toma de decisiones. *Revista del Banco Central de Cuba*. 4(4), pp. 15-23.