

Diseño de un modelo de *scoring* para la gestión eficiente de la cartera en una agencia de cobranzas*

Recibido: 30 de enero 2017 • Aprobado: 21 de mayo de 2017

DOI: 10.31469/escenarios.v6n7a2

Luis David Delgado Vélez**

Claudia Patricia Cardona López***

Otilia Miladys Gil Hoyos****

Resumen

El objetivo de esta investigación es diseñar un modelo de *scoring* para el manejo eficiente de la cartera en una agencia de cobranzas en Colombia. Para ello, se utilizó un modelo de regresión logística con una base de datos de 16.000 clientes morosos de bancos, cooperativas y empresas de servicios públicos. Los resultados indican que, según las características socioeconómicas, la morosidad, los ingresos y el endeudamiento, el 50% de las carteras comercial, de consumo y microcrédito son recuperables. En conclusión, los modelos de *scoring* son de gran utilidad para la gestión financiera, dado que facilita la implementación de políticas de ventas en términos de plazos y cupos, además de realizar seguimientos más individualizados a sus clientes.

Palabras clave

Agencias de cobranza, riesgo de crédito, regresión logística, modelos de *scoring*.

Clasificación JEL

G23, E51, H81, C31

Contenido

Introducción; 1. Marco teórico; 2. Metodología; 3. Resultados y/o hallazgos; 4. Conclusiones; Referencias.



* El presente artículo es el resultado del proyecto de investigación, "Normalización de la cartera de clientes para una agencia de cobranzas colombiana"; Grupo de Investigación en Dirección de Empresas, Clasificación C Colciencias, financiado por la institución Universitaria Esumer.

** Ingeniero Industrial, Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia. Especialista en Ingeniería Financiera, Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia. Magíster en Finanzas y Contabilidad Directiva, Universidad Pablo de Olavide, Sevilla, España. Docente e Investigador de la Institución Universitaria Esumer, Medellín, Colombia. Correo electrónico: luis.delgado@esumer.edu.co

*** Administradora Financiera, Especialista en Gerencia Financiera, Magíster en Finanzas. Supervisora de Contratación del Municipio de Medellín Medellín-Colombia. Correo electrónico: claudia.cardona@esumer.edu.co

**** Ingeniera de Sistemas, Especialista en Gerencia Financiera y Magíster en Finanzas. Gerente de Sucursal Grupo Consultor Andino S. A. Correo electrónico: otilia.gil@esumer.edu.co

Scoring model design for efficiently manage the client's portfolio in a collection agency

Abstract

The objective of this research is to design a scoring model for the efficient management of the client's portfolio in a collection agency in Colombia. For this, a logistic regression model was used with a database of 16,000 delinquent bank clients, cooperatives and public utilities companies. The results indicate that, according to socio-economic characteristics, delinquency, income and indebtedness, 50% of commercial, consumer and micro-credit portfolios are recoverable. In conclusion, scoring models are very useful for financial management as they facilitate the implementation of sales policies in terms of deadlines and quotas, and since they perform more individualized monitoring of clients.

Keywords

Collection agencies, credit risk, logistic regression, scoring models.

JEL classification

G23, E51, H81, C31

Contents

Introduction; 1. Theoretical framework; 2. Methodology; 3. Results and / or findings; 4. Conclusions; References.

Desenho de um modelo *scoring* para o gerenciamento eficiente do portfólio em uma agência de cobrança

Resumo

O objetivo desta pesquisa é projetar um modelo de *scoring* para o gerenciamento eficiente do portfólio em uma agência de cobrança na Colômbia. Para isso, foi utilizado um modelo de regressão logística com um banco de dados de 16.000 clientes inadimplentes de bancos, cooperativas e empresas de serviços públicos. Os resultados indicam que, de acordo com características socioeconômicas, a inadimplência, renda e endividamento, o 50% das carteiras comerciais, de consumo e de microcrédito são recuperáveis. Em conclusão, os modelos *scoring* são muito úteis para a gestão financeira, uma vez que facilita a implementação de políticas de vendas em termos de prazo e cotas, além de realizar um monitoramento mais individualizado de seus clientes.

Palavras-chave

Agências de cobrança, risco de crédito, regressão logística, modelos de *scoring*.

Classificação JEL

G23, E51, H81, C31

Conteúdo

Introdução; 1. Quadro teórico; 2. Metodologia; 3. Resultados; 4. Conclusões; Referências.

Introducción

Las exigentes condiciones de competitividad obliga a las empresas a desarrollar políticas flexibles de ventas a crédito para no perder participación en el mercado. La inexperiencia, la falta de conocimiento de la normatividad, la presión en el cumplimiento de las metas de ventas, entre otros factores potencializan el riesgo crediticio¹, que es considerado uno de los más relevantes en la gestión financiera de la organización, afectando de paso su liquidez. De otro lado, la falta de educación financiera, el desempleo, las altas tasas de interés, la insolvencia o simplemente la cultura del no pago, también se constituyen en los factores más recurrentes para que los clientes no cumplan con sus obligaciones.

Las agencias de cobranzas² se constituyen en una de las mejores opciones que hoy tienen las empresas para mitigar este riesgo y hacer un tratamiento efectivo de sus cuentas de difícil cobro. Estas utilizan diferentes mecanismos como: acuerdos de pago, reestructuraciones, novaciones, daciones de pago, venta de derechos, remates, entre otros para realizar su gestión, conforme a la circular externa 48 de 2008 de la Superintendencia Financiera; pero también presentan limitaciones respecto al manejo de TIC, el voluminoso análisis de la información o el desarrollo de modelos que les permita hacer un seguimiento más riguroso de los clientes o determinar la probabilidad de que estos no paguen.

Por todas las razones expuestas, es necesario que las empresas de cobranzas dispongan de un modelo de *scoring* que les permita mejorar su eficiencia en el cumplimiento de las metas de recuperación de cartera, a partir del manejo técnico de la información de las bases de datos, la aplicación de los principios financieros y la preservación de sus clientes.

El objetivo de esta investigación es diseñar un modelo de *scoring* que contribuya a la eficiencia en el cumplimiento de las metas de recuperación de cartera en las empresas de cobranzas, a partir del manejo técnico de la información obtenida desde las bases de datos, las empresas y las instituciones financieras.

Este artículo derivado de una investigación se desarrolla en cuatro partes: inicialmente se expone el fundamento teórico de las cuentas por cobrar, el riesgo de crédito, los acuerdos de Basilea y los modelos de regresión logística. A con-

¹ García y García (2010), definen el riesgo de crédito como "La probabilidad de que, a su vencimiento, una entidad no haga frente, en parte o en su totalidad, a su obligación de devolver una deuda o rendimiento, acordado sobre un instrumento financiero, debido a quiebra, iliquidez o alguna otra razón". (p.297)

² Una agencia o casa de cobranzas es una firma especialista en normalización o recuperación de activos improductivos.

tinuación, la metodología muestra las particularidades de la cartera en términos de tamaño, montos, tipos de crédito y la manera cómo se estructuró el modelo. La tercera parte muestra en los resultados, el cálculo de las probabilidades de impago para las carteras comercial, de consumo y microcrédito. Finalmente, se concluye que para hacer un manejo técnico de la cartera de los clientes y gestionar de manera eficiente los recursos de corto plazo de la organización, es importante implementar modelos de *scoring*.

1. Marco teórico

Para García (2009), la cartera se define como las cuentas por cobrar y son parte esencial del capital de trabajo, por ende, es de vital importancia para la liquidez y en general, toda la gestión financiera de la organización. Por su naturaleza, son las instituciones financieras las que han tenido un mayor nivel de desarrollo para alcanzar un manejo eficiente de sus carteras y los riesgos a los que se exponen; por ello, a través del Comité de Basilea³, que propone entre otros, métodos basados en calificaciones internas IRB (*Internal Rating Based*), sustentados en que la empresa o institución puede disponer de modelos de calificación para la probabilidad de Impago (PD), severidad (LGD) y exposición (EAD). Estos alcances se han convertido en un referente para que las empresas del sector real también gestionen los riesgos derivados de las relaciones con sus clientes.

Para De Lara (2013), el riesgo de crédito es el más antiguo y probablemente el más importante que enfrentan los bancos. Este se define como la probabilidad que, a su vencimiento, una entidad no haga frente, en parte o en su totalidad, a su obligación de devolver una deuda o rendimiento, acordado sobre un instrumento financiero, debido a quiebra, iliquidez o alguna otra razón (Saavedra y Saavedra, 2010). Para Martínez (2003), este debe valorarse inicialmente teniendo en cuenta la edad, nivel socioeconómico y educativo, estado laboral y la calificación ante las centrales de información financiera del contratante y la relación entre los indicadores de rentabilidad, endeudamiento y liquidez

Según Rayo (2013), existen cuatro tipos de riesgo de crédito:

- **Riesgo de impago:** riesgo de que el acreditado no realice los pagos de intereses y/o capitales de crédito en su fecha pactada.

³ Foro de debate constituido por los principales bancos centrales y entidades supervisoras de los países industrializados, para la resolución de problemas específicos.

- **Riesgo de crédito individual:** se denomina también riesgo de solvencia, son exposiciones importantes con un sólo deudor.
- **Riesgo de cartera o riesgo de portafolio:** riesgo inherente a la composición global de la cartera de préstamos derivados de aspectos como: concentración de los mismos en un determinado sector económico, regiones geográficas, o teniendo grupos de préstamos vulnerables a los mismos factores económicos.
- **Riesgo de calificación:** riesgo derivado de que el acreditado o emisor cambie o altere su calidad crediticia en un determinado periodo.

En Colombia, la Superintendencia Financiera es el ente encargado de regular toda la actividad de riesgo crediticio para los establecimientos de crédito. La tabla 1 califica y clasifica los riesgos para este tipo de negocios.

**Tabla 1. Categorías de riesgo por probabilidad de incumplimiento
(en términos porcentuales)**

	<i>Comercial</i>	<i>Consumo</i>	<i>Vivienda</i>	<i>Microcrédito</i>
AA	0-3,11	0-3	0-2	0-3
A	> 3,11-6,54	> 3-5	> 2-9	> 3-5
BB	> 6,54-11,15	> 5-28	> 9-17	> 5-28
B	> 11,15-18,26	>28-40	>17-28	>28-40
CC	> 18,26-40,96	>40-53	>28-41	>40-53
C	> 40,96- 72,75	>53-70	>41-78	>53-70
D	> 72,75-89,89	>70-82	>78-91	>70-82
E	>89,89-100	>82-100	>91-100	>82-100

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia (2013)

La tabla anterior indica que los establecimientos de crédito cuentan con cuatro tipos de cartera, cuya probabilidad de incumplimiento se determina en un rango de calificaciones que están entre "AA", siendo esta la mejor (menor probabilidad de incumplimiento) y "E" como la peor (mayor probabilidad de incumplimiento). En el caso de la calificación B, por ejemplo, corresponde los créditos que están atendidos y protegidos, pero existen debilidades que potencialmente pueden afectar, transitoria o permanentemente, la capacidad de pago del deudor o los flujos de caja del proyecto, en forma tal que, de no

ser corregidas oportunamente, llegarían a afectar el normal recaudo del crédito y la cifra significa que existe una probabilidad que oscila entre 3% y 5% que un cliente incumpla su obligación para un crédito de consumo.

Para gestionar el riesgo de crédito, la Superintendencia Financiera exige la implementación de políticas conservadoras y el diseño de procedimientos adecuados de admisión, seguimiento y recuperación de la cartera, que incluye: soporte de diversas herramientas de proceso de información, sistemas propios de calificación de rating y herramientas automáticas de decisión (*credit scoring*, sistemas de expertos) o con el establecimiento de límites de concentración de riesgos. De otro lado, también demanda la contratación de agencias de cobranza, quienes se encargan de normalizar las diferentes edades de mora y generan mecanismos alternativos como reestructuraciones, daciones en pago, acuerdos de pago y castigos de carteras.

Respecto a los modelos de *scoring*, Herr (2009), afirma que estos sirven para calificar o filtrar clientes otorgando una probabilidad de *default* o incumplimiento de pago (riesgo de crédito), a partir de las características personales del individuo, su empresa y el tipo de crédito que solicita, para lo cual utiliza como información inicial el comportamiento de otros clientes que han recibido un crédito previamente en condiciones similares. El modelo no sustituye a los analistas de crédito, pero tiene la capacidad de pronóstico para realizar una mejora sustancial en el proceso de evaluación crediticia.

El diseño de un modelo de *scoring* tiene los siguientes requerimientos:

- Una muestra representativa de clientes cumplidos e incumplidos.
- Contar con una suficiente y adecuada información de los clientes contenida en sus solicitudes de crédito o expedientes.
- Seleccionar las posibles variables, de la probabilidad de incumplimiento de pago de los clientes, con base en el conocimiento o experiencia previa y a procedimientos estadísticos.
- Escoger el modelo más apropiado con base a diversos *tests* estadísticos sobre la bondad de ajuste.

El modelo logit es uno de los más usuales para diseñar el *scoring* y es denominado modelo de elección discreta o modelo de respuesta cualitativa y utiliza como respuesta una variable binomial (1=fallido, 0= no fallido) y un conjunto

de variables independientes () que se materializa en una función en la que p (probabilidad de fallido) depende de las variables y de unos coeficientes cuya investigación permite abordar la relación de dependencia, como lo muestra la siguiente ecuación:

$$\ln\left(\frac{p}{q}\right) = b_0 + b_1.X_1 + b_2.X_2 + b_3.X_3 + \dots b_i.X_i$$

Donde:

X_1 = Ingresos

X_2 = Deudas

X_3 = Vivienda

.....

X_n = Estrato social

Como la probabilidad p sólo puede variar entre (0,1) y (p/q) sólo puede variar entre $(0, +\infty)$ esto limita el modelo. Con el fin de superar esta restricción y volver el modelo más operativo, se utiliza la expresión "Odds", que corresponde a la expresión " p/q " (Probabilidad de fallido/Probabilidad de no fallido). Las ventajas de plantear el modelo en términos de Odds es que $\ln(p/q)$ tiene rango $(-\infty, +\infty)$, es decir todo el campo de los números reales.

A continuación se describen otras características del modelo logit (Gujarti & Porter, 2010):

- A medida que P va de 0 a 1, es decir, a medida que Z varía de $(-\infty, +\infty)$ el Logit L va de $(-\infty, +\infty)$.
- Aunque el L es lineal en X , las probabilidades en sí mismas no lo son.
- El modelo puede incluir tantas variables regresoras como lo indique la teoría subyacente.
- Si el logit es positivo, significa que cuando se incrementa el valor de las regresoras, aumentan las posibilidades de que la regresada sea igual a 1. Si el logit es negativo, las posibilidades de que la regresada sea igual a 1, disminuyen conforme se incrementa el valor de X .

- e. β_2 , la pendiente, mide el cambio en L ocasionado por el cambio unitario en X. El intercepto β_1 es el valor del logaritmo de las posibilidades en favor de ocurrencia del evento, si la variable X es igual a cero.
- f. El modelo Logit supone que el logaritmo de la razón de probabilidad está relacionado linealmente con X_i .
- g. Para fines de estimación econométrica, el modelo logit se escribe de la siguiente forma:
- h. $L_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_1 + \beta_2 X_i + u_i$ donde u_i es el término de error estocástico.

2. Metodología

Este artículo muestra los resultados de una investigación aplicada, cuyo fin es diseñar un modelo de *scoring* que busca normalizar la cartera de terceros para una empresa de cobranzas colombiana. La mayor parte de esta corresponde a créditos comerciales de bancos, cooperativas y compañías de servicios públicos, en 21 departamentos. Para realizar el análisis se toma una muestra poblacional de 995 deudores que cuentan con la información de cada una de las variables estudiadas; se descartaron los clientes de los que no se cuenta con información de su estado laboral o que no tienen la existencia de un proceso jurídico.

La variable endógena o dependiente es el resultado 0 o 1 correspondiente a la probabilidad de que el cliente cumpla con su obligación. La tabla 2 muestra la definición de las variables exógenas o independientes que se consideraron en la elaboración del modelo.

Las ponderaciones corresponden a los pesos que tiene cada uno de los factores en el modelo, dado que unas variables tienen una mayor influencia en el evento de no pago, como son los ingresos, el empleo y el tiempo de mora.

Tabla 2. Puntaje y ponderación de las variables exógenas

Variable	Concepto	Puntaje	Ponderación	Observaciones
SEXO	H	2	5%	H: Hombre; M: Mujer. Se califica con un riesgo superior a las mujeres por cuanto la tasa de ocupación es inferior que en los hombres.
	M	5		

Variable	Concepto	Puntaje	Ponderación	Observaciones
Ubicado	SI	5	20%	Cuando el deudor está localizado la notificación a través del proceso prejurídico* y jurídico es más demorada dado que se deben suplir otras etapas. Cuando el deudor está ubicado aún existe un riesgo pero inferior
	NO	20		
Proceso	SI	5	5%	Se da una calificación superior a la no existencia de procesos porque la expectativa de recuperación es inferior si no existe proceso jurídico
	NO	20		
Estado laboral	SI	5	15%	Muestra si el deudor se encuentra o no laborando. El riesgo es superior en los casos donde el deudor no tiene ingresos.
	NO	20		
Ingresos (millones de \$)	0 A 1	40	15%	El riesgo de impago es inferior en la medida en que el deudor cuente con mayores ingresos.
	1 A 3	30		
	3 A 5	20		
	5 A 10	10		
Disponible para embargo	0 A 200	30	5%	El disponible para pagar en un proceso jurídico sería: $(\text{Ingresos} - \text{ISMLMV})/5$ por lo tanto a menor ingreso mayor riesgo
	200 A 500	25		
	500 A 1000	20		
	MÁS DE 1000	10		
Edad de mora (días)	HASTA 900	10	15%	A mayor edad de mora, mayor riesgo de irrecuperabilidad.
	DE 901 A 1500	20		
	DE 1501 A 2500	30		
	MÁS DE 2500	40		
Saldo capital (millones de \$)	0 A 1	10	20%	A mayor saldo de capital, mayor riesgo de irrecuperabilidad.
	1 A 3	20		
	3 A 5	30		
	5 A 10	40		

* Cobro Prejurídico: conjunto de acciones que se realizan en forma persuasiva para lograr que el deudor pague su deuda (Activo Legal, s.f.)

Fuente: elaboración propia

Para la elaboración del modelo se utilizó Microsoft Excel y la herramienta StatTools de @Risk para las pruebas de validez.

3. Resultados y/o hallazgos

La caracterización de la cartera arrojó como resultado que el 78% de los clientes están ubicados en Bogotá y con una participación menor se destacan Medellín, Manizales, Bucaramanga y Pereira. Por género, el 58% son hombres, respecto a su estado laboral, la mitad son empleados, 47% están desempleados y el restante 3% son trabajadores independientes; el promedio de sus ingresos es \$1'830.136 y el saldo promedio adeudado es de \$3'867.492, con una morosidad media de 1.149 días. La tabla 3 muestra el registro de los primeros ocho que conforman la base de datos de 995 clientes.

Tabla 3. Registro de las variables exógenas

Cliente	Ciudad	Producto destino	Sexo	Ubicado	Proceso	Estado laboral	Ingresos	Disponible para embargo	Edad de mora
1	Bogotá	Comercial	M	SI	NO	NO	\$	\$	632
10	Bogotá	Comercial	H	SI	NO	SI	\$1.500.000	\$ 162.109,20	1650
100	Barranquilla	Consumo	H	SI	NO	SI	\$1.000.000	\$ 62.109,20	1813
1000	Medellín	Consumo	M	NO	NO	NO	–	–	2149
10000	Bogotá	Coemrcial	M	SI	NO	NO	–	–	938
10001	Bogotá	Comercial	M	NO	NO	NO	–	–	938
10002	Bogotá	Comercial	H	NO	NO	SI	\$1.500.000	\$162.109,20	938
10003	Bogotá	Comercial	H	NO	NO	NO	–	–	938

Fuente: elaboración propia

El análisis de los totales indica que el valor total adeudado de los 995 clientes es \$3.848 millones, de los cuales \$2.960 millones corresponden a deudas de consumo de 528 clientes y les siguen en su orden \$880 millones de créditos comerciales y finalmente, \$6,48 millones en microcréditos.

Para asociar las variables exógenas a la variable dependiente *Default*, se realizó una operación de suma-producto entre la calificación de cada cliente en la variable y las respectivas ponderaciones. Si bien la moda de los puntajes resultantes es 19,6; por política de la empresa se utilizó como referente la media cuyo resultado fue de 18, lo que indica que aquellos clientes con puntajes iguales o inferiores a

este valor se les asignó un valor de cero (no *default*) y los superiores registraron un valor de uno (*default*), según las características de la distribución logística.

La tabla 4, muestra los resultados de la prueba de significancia, realizados con la herramienta StatTools de @Risk. Para determinar la significancia del modelo se verificó el cumplimiento de las siguientes condiciones:

1. Que el coeficiente de las variables sea diferente de 0.
2. P Value < 0.05, esto rechaza la hipótesis de que el coeficiente sea 0.

Tabla 4. Resultados de la regresión logística

Regresión logística de DEFAULT							
Medidas de resumen							
Desviación nula	1248,37308						
Desviación del modelo	0						
Mejora	1248,37308						
Valor P	<0.0001						
Coefficientes de regresión	Coefficiente	Error estándar	Valor Wald	Valor P	Límite inferior	Límite superior	Exp(Coef)
Constante	-8,2806E+17	707048055	-1171146554	<0.0001	-8,2806E+17	-8,2806E+17	0
Sexo	6,8501E+15	18717298	365977332	<0.0001	6,8501E+15	6,8501E+15	
UBICADO	1,2953E+16	16664009,5	777330984	<0.0001	1,2953E+15	1,2953E+15	
PROCESOS JURÍDICOS	1,7714E+15	25705540,5	68910625,9	<0.0001	1,7714E+15	1,8814E+15	
ESTADO LABORAL	9,797E+15	32733720	300209909	<0.0001	9,797E+15	9,797E+15	
INGRESOS	1,2934E+16	15706820,9	823440522	<0.0001	1,2934E+16	1,2934E+16	
Disponible para embargo	-8,4483E+15	16942603,2	-498640572	<0.0001	-8,4483E+15	-8,4483E+15	
Edad de mora	1,0185E+16	7807127,94	1304517245	<0.0001	1,0185E+16	1,0185E+16	
Saldo Capital	1,1778E+16	7139667,62	1649692715	<0.0001	1,1778E+16	1,1778E+16	
Matriz de clasificación							
	1	0	Porcentaje Correcto				
1	676	0	100,00%				
0	0	319	100,00%				

Fuente de elaboración propia

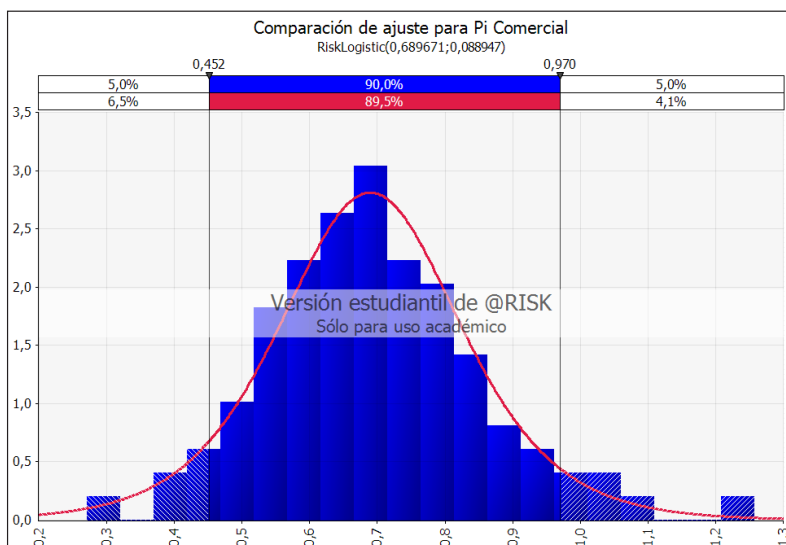
Al cotejar las condiciones con los resultados de la tabla anterior, se comprueba que todos los coeficientes de las variables regresoras son diferentes de cero, lo que permite cumplir la primera condición. Respecto a la segunda, encontramos también que los valores probables “P” de cada una de estas variables (0,0001) son inferiores al nivel de significancia del 5%, lo que rechaza la hipótesis nula de que los coeficientes son iguales a 0 y en efecto, se puede decir que las variables explican el modelo logit en un intervalo de confianza del 95% y en definitiva se puede expresar así:

Ecuación 1. Ecuación de la regresión logística

$$\begin{aligned}
 Y = & -8,28057 * 10^{17} + 6,85011 * 10^{15} \text{Sexo} \\
 & + 1,29535 * 10^{16} \text{Ubicado} \\
 & + 1,77138 * 10^{15} \text{Proc_Jurid} + 9,79697 * 10^{15} \text{EstLab} \\
 & + 1,29336 * 10^{16} \text{Ingresos} \\
 & - 8,4482 * 10^{15} \text{Dispembargo} \\
 & + 1,01845 * 10^{16} \text{Edad}_{\text{mora}} \\
 & + 1,17783 * 10^{16} \text{Saldo}_{\text{cap}}
 \end{aligned}$$

Para el cálculo de la pérdida esperada de la cartera se consideró una tasa de recuperación histórica del 25%, lo que equivale a una pérdida por incumplimiento de 75% para calcular la probabilidad de incumplimiento (PI) de las tres carteras (crédito, consumo y microcrédito), utilizando la simulación Montecarlo en el @Risk. La ilustración 1 muestra los resultados de la prueba de bondad de ajuste para la cartera comercial.

Gráfica 1. Comparación de ajuste para probabilidad de incumplimiento de la cartera comercial



Fuente: elaboración propia

La gráfica anterior indica que al realizar el proceso de ajuste a la serie de datos de PI se aproxima a la distribución logística, según el Criterio de Información de *Akaike*, y la prueba de *Smirnov-Kolmogorov*; en efecto, sus resultados indican, según la media, que la PI será 71,38%, con una desviación de 0,1777. La ecuación 2 permite calcular la pérdida esperada de cada una de las carteras.

Ecuación 2. Cálculo de la pérdida esperada de la cartera

$$P_e = K * P_i * P_{Ei}$$

Donde,

P_e : Pérdida esperada

K: Saldo del capital adeudado y expuesto al incumplimiento

P_i : Probabilidad de incumplimiento de las carteras

P_{Ei} : Pérdida esperada en caso de incumplimiento

Al aplicar la fórmula anterior a las tres carteras, obtenemos las pérdidas esperadas de las mismas, la tabla 5 consolida los resultados. Las cifras indican que el 76, 94% de los clientes tienen créditos de consumo, los cuales se caracterizan por otorgarse a personas naturales para la adquisición de bienes de consumo o el pago de servicios con fines no comerciales, incluidas las tarjetas de crédito; mientras que la comercial se caracteriza por ser destinadas para personas naturales o jurídicas que desarrollan una actividad económica.

Tabla 5. Pérdida esperada del total de la cartera

Cartera	% Participación	Saldo capital adeudado y expuesto	Pi (Probabilidad de incumplimiento)	Pérdida en caso de incumplimiento	Pérdida esperada
Comercial	22,89%	\$880.842.619,07	69,79%	75%	\$ 461.028.440,69
Consumo	76,9%	\$2.960.770.253,88	66,40%	75%	\$1.474.364.622,69
Microcrédito	0,17%	\$6.541.863,05	70,07%	75%	\$3.437.838,17
TOTAL	100%	\$3.848.154.736,00			\$1.938.830.901,54

Fuente: elaboración propia

Los resultados generales indican que de los \$3.848 millones que adeudan los 995 clientes, no se recuperarán \$1.949 millones, que corresponde al 50% y se constituye en un valor significativo; no obstante, es importante considerar que

ésta consolida los clientes de diversas empresas que ya han agotado su gestión de cobro y delegan la recuperación de la misma por vías legales a través de las agencias de cobranzas. También es imprescindible afirmar que este valor puede constituirse en un valor de referencia para una eventual negociación entre las empresas y las agencias de cobranzas, pues estas prácticas son recurrentes.

4. Conclusiones

Las agencias de cobranzas se constituyen en un mecanismo de gran importancia para que las empresas reduzcan la morosidad de su cartera y tengan un mayor control sobre uno de los activos más importantes: sus clientes. Estas ayudan a mitigar el riesgo crediticio y recuperar deudas incobrables a través de otras modalidades como reestructuraciones, daciones de pago o compras de cartera. Así mismo, el desarrollo de políticas y acuerdos realizados en las instituciones financieras a nivel mundial para el tratamiento de sus clientes, permiten replicar los modelos de *scoring* en las empresas del sector real, entre ellas las agencias de cobranzas.

Los modelos de *scoring* son de gran utilidad para los administradores financieros, pues su implementación facilita la gestión de la cartera y la implementación de políticas de ventas en términos de plazos y cupos, además de realizar seguimientos más individualizados a sus clientes. No obstante, esto requiere planear los recursos del corto y largo plazo en coherencia con la estrategia de crecimiento de la compañía, además de la elaboración de los presupuestos de ingresos y tesorería, con base en sus pronósticos de ventas (Delgado, 2012)

En el caso particular, el modelo desarrollado para el caso de estudio permite inferir que a pesar de considerarse como incobrable, es recuperable el 50% de la misma, a pesar de los días de mora, y la situación socioeconómica de los clientes. Así mismo, sus características también permiten inferir que las deudas con destinación libre consumo, son las obligaciones de mayor incumplimiento por parte de los clientes

Referencias

Activo Legal. (s.f.). *Cobro jurídico y honorarios de cobranza judicial*. Obtenido de <https://goo.gl/Jk5edV>

Bolsa de Valores de Colombia . (13 de octubre de 2015). www.bvc.com.co. Obtenido de https://www.bvc.com.co/pps/tibco/portalbvc/Home/Mercados/enlinea/indicesbursatiles?com.tibco.ps.pagesvc.renderParams.sub45d083c1_14321f5c9c5_-78350a0a600b=codIn

dice%3DICAP%26fecha%3D20151013%26tipoContenido%3Dgeneralidades%26action%3Dcontenido%26

Davivienda. (30 de junio de 2015). *www.davivienda.com.co*. Obtenido de https://fidudavivienda.davivienda.com/wps/wcm/connect/ae7e8157-873f-4b05-b4de-8ccbed4cb9cc/DAVIPLUSACCCOL_JUN_15.pdf?MOD=AJPERES

De Lara , H. (2013). Clasificación de los riesgos financieros. En *Medición y control de riesgos financieros*. México, D.F: Limusa.

Delgado, L. (2012). Administradores financieros: esenciales para la competitividad de la empresa contemporánea. *Escenarios. Empresa y Territorio*, 151-175.

Fiduciaria Bancolombia. (30 de Junio de 2015). *www.fiduciariabancolombia.com*. Obtenido de <http://www.fiduciariabancolombia.com/cs/Satellite?blobcol=urldata&blobheadername1=content-type&blobheadername2=Content-Disposition&blobheadername3=MDT-Type&blobheadervalue1=application%2Fpdf&blobheadervalue2=inline%3B+filename%3Dmyfile&blobheadervalue3=ab>

Fiduciaria Bancolombia. (30 de Junio de 2015). *www.grupobancolombia.com.co*. Obtenido de <http://www.fiduciariabancolombia.com/cs/Satellite?blobcol=urldata&blobheadername1=content-type&blobheadername2=Content-Disposition&blobheadername3=MDT-Type&blobheadervalue1=application%2Fpdf&blobheadervalue2=inline%3B+filename%3Dmyfile&blobheadervalue3=ab>

Fiduciaria Bogotá. (30 de Junio de 2015). *www.fidubogota.com.co*. Obtenido de https://www.fidubogota.com/wps/themes/html/fidubogota/documentos/fiduaccion/FT_FIDUACCION-junio.pdf

Fiduciaria Davivienda. (30 de junio de 2015). *www.davivienda.com.co*. Obtenido de https://fidudavivienda.davivienda.com/wps/wcm/connect/ae7e8157-873f-4b05-b4de-8ccbed4cb9cc/DAVIPLUSACCCOL_JUN_15.pdf?MOD=AJPERES

García Boza, J. (2013). *Inmversiones financieras: selección de carteras*. Madrid: Pirámide.

García, L. S., & García, J. S. (2010). Modelos para medir el riesgo de crédito de la banca. 295-319.

García, O. S. (2009). Administración financiera fundamentos y aplicaciones. En *El concepto capital de trabajo*. Cali, Colombia: Prensa Moderna Impresores S.A.

Gomez-Bezares, F., Madariaga, J., & Santibáñez, J. (2003). Medidas de Performance: Algunos índices clásicos y relación de la TRIP con la teoría de cartera. *Análisis Financiero Internacional*, 5-19.

Gujarti, D., & Porter, D. (2010). *Econometría*. México D.F: Mc Graw Hill.

Herr, L. (2009). Aplicando un modelo de crédito scoring en el ámbito microempresarial: Caso CMAC PAITA Luis Carlos Herrera Anticona.

Martinez, O. (2003). Determinantes de fragilidad en las empresas colombianas. *Borradores de Economía*, 23.

- Rayo, S. C. (2013). *Riesgo de Crédito en Basilea II*. Granada, España: Universidad de Granada España.
- Superintendencia Financiera de Colombia. (2013). *Reglas relativas a la gestión del riesgo de crédito*. Bogotá, Colombia.
- Winston, W. (2011). *Modelos Financieros con Simulación y Optimización*. New York: Palisade Corporation.

Para citar este artículo en formato impreso:

Delgado Vélez, L., Cardona López, C., & Gil Hoyos, O. (2017). Diseño de un modelo de *scoring* para la gestión eficiente de la cartera en una agencia de cobranzas. *Escenarios: empresa y territorio*, 6(7), pp. 41-55.

Para citar este artículo en formato digital:

Delgado Vélez, L., Cardona López, C., & Gil Hoyos, O. (2017). Diseño de un modelo de *scoring* para la gestión eficiente de la cartera en una agencia de cobranzas. *Escenarios: empresa y territorio*, 6(7), pp. 41-55. Recuperado de <http://revistas.esumer.edu.co/index.php/escenarios/article/view/114/136>