



Industrial Data

ISSN: 1560-9146

iifi@unmsm.edu.pe

Universidad Nacional Mayor de San Marcos  
Perú

Arce Chíncaro, Eduardo; Mejía Puente, Miguel  
Aplicación de un modelo de evaluación crediticia para reducir el riesgo en la cartera de clientes de una  
compañía aseguradora  
Industrial Data, vol. 14, núm. 2, julio-diciembre, 2011, pp. 59-66  
Universidad Nacional Mayor de San Marcos  
Lima, Perú

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=81622585008>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica  
Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal  
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

Revista de la Facultad de Ingeniería Industrial  
14(2): 59-66 (2011) UNMSM  
ISSN: 1560-9146 (Impreso) / ISSN: 1810-9993 (Electrónico)

# Aplicación de un modelo de evaluación crediticia para reducir el riesgo en la cartera de clientes de una compañía aseguradora

RECIBIDO: 21/06/11 ACEPTADO: 10/11/11

<sup>(1)</sup> EDUARDO ARCE CHÍNCARO

<sup>(2)</sup> MIGUEL MEJÍA PUENTE

## RESUMEN

La presente investigación analiza una compañía del sector Seguros, subsector Vida Institucional, que desea reducir su riesgo crediticio. Para ello, se debe minimizar la cantidad de pólizas canceladas luego de su emisión. Se desarrolla un modelo de evaluación crediticia que permita describir y predecir con adecuada precisión, la probabilidad de que la emisión de una póliza determinada sea rentable para la compañía aseguradora. Se emplea un portafolio de pólizas valorizado en 10 millones de dólares americanos con retención de pólizas al 68,2%. Con el modelo se logra un aumento en el valor del portafolio de 4,7% y un aumento en la retención de pólizas de 2,9%.

**Palabras clave:** seguros, riesgo crediticio, pólizas

## APPLICATION OF A CREDIT EVALUATION MODEL IN ORDER TO REDUCE THE RISK OF THE CLIENTS' PORTFOLIO OF INSURANCE COMPANY

## ABSTRACT

This research analyzes a company that belongs to the institutional life subsector of the insurance sector that wants to reduce its credit risks. To do this, the number of policies cancelled after their emission should be minimized. A credit evaluation model has been developed in order to describe and predict accurately the probability that an emission of a policy is profitable for the insurance company. A policy portfolio valued in US\$ 10 million with 68,2% of policies retention was used. Using the model an increase of 4,7% in the portfolio value and an increase of 2,9% in the policy retention were gained.

**Keywords:** insurance, credit risk, policy

## 1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la necesidad de la población para contar con un seguro se refleja a través de los grandes montos de dinero que alcanzan las primas de seguros de vida. En los últimos años, el mercado de seguros peruano ha crecido a una tasa ligeramente superior al crecimiento del Producto Bruto Interno (10%). Uno de los cuatro sectores que componen el mercado de seguros es Vida Individual, este sector se ha incrementado en 100%. En los últimos años, el mercado de seguros de Vida Individual se concentra en cuatro compañías. Esta investigación se desarrolla en una de estas compañías.

El modelo de negocios de la compañía aseguradora en estudio se representa por la siguiente relación: (ingresos por primas devengadas e inversiones) – (egresos por siniestros y gastos de emisión). Es decir, la aseguradora aumenta sus ingresos mediante dos alternativas:

- Aumento de la prima devengada, que se puede lograr a través del aumento de pólizas suscritas o mejora de la cartera (más porcentaje de retención o más pólizas vendidas).
- Manejo óptimo del portafolio de clientes, a través de decisiones de inversión que generen el mayor retorno posible.

Asimismo, la aseguradora disminuye sus egresos mediante dos alternativas:

- Optimización de los cálculos de reservas para cubrir los siniestros.
- Disminución de los gastos de emisión, reduciendo gastos como comisiones y exámenes médicos, y también las pólizas que se cancelan.

Así, se tiene la gestión del portafolio y la gestión de reservas que se relacionan con finanzas de inversión y ciencia actuarial, respectivamente. El estudio se centra en cómo seleccionar clientes que no cancelen sus pólizas y cómo

1 Ingeniero Industrial - PUCP.  
E-mail: eduardo.arce@pucp.edu.pe

2 Doctor en Ingeniería Industrial - UNMSM. Profesor del Departamento de Ingeniería - PUCP.  
E-mail: miguel.mejia@pucp.edu.pe

no seleccionar clientes que tengan alta probabilidad de cancelar sus pólizas.

Chiappori y Gollier [2] afirman que para una cartera de pólizas, los gastos de emisión suelen superar a la prima cobrada el primer año. Es decir, que si una póliza deja de ser pagada dentro de su primer año, genera pérdidas para el asegurador; es por esta razón que un problema esencial en este rubro es determinar el mejor procedimiento para la evaluación y decisión de emisión de las pólizas. Para desarrollar una solución que tome en cuenta lo indicado, se utiliza la experiencia de la compañía aseguradora. La antigüedad de la empresa en el rubro de seguros, hace posible que tenga información histórica de su cartera de clientes, la cual servirá para que se determinen las características que son comunes a los clientes rentables. Consecuentemente, es posible predecir los ingresos para la compañía aseguradora.

El objetivo de la investigación es desarrollar un modelo de evaluación crediticia que permita describir y predecir con adecuada precisión, la probabilidad de que la emisión de una póliza determinada sea rentable para la compañía aseguradora. También permitirá reducir el riesgo de la cartera de clientes, a través de la minimización de pólizas de seguro canceladas luego de su emisión, para reducir las pérdidas operativas en este tipo de pólizas-.

## 2. MODELOS DE EVALUACIÓN CREDITICIA

Los modelos de evaluación crediticia son utilizados para medir el riesgo crediticio asociado a la selección de clientes individuales. Los principios en los que se basa el análisis son los siguientes: información histórica sobre los clientes y características que definen a los clientes como deseables o no.

Es importante mencionar que los modelos de evaluación crediticia son utilizados en mercados donde la dispersión de tipos de clientes es amplia, y donde cada cliente tiene poca influencia en el mercado. Estos factores contribuyen a la realización de un análisis estadístico que necesita una gran cantidad de transacciones para poder determinar las categorías de clientes.

Este tipo de modelos, define los factores que determinan el éxito o fracaso de cada solicitud de póliza, y reconoce cuáles son las características relevantes para determinar con mayor exactitud el tipo de cliente que le conviene a la compañía aseguradora.

En la presente investigación, el modelo identifica y otorga coeficientes a las diferentes variables cuantificables del asegurado; de esta forma, a través

de la ponderación de estos puntajes, asigna una calificación que es la referencia para decidir si el cliente será considerado como un buen prospecto. Los clientes que tengan un puntaje por debajo del mínimo deseado, serán rechazados por considerarse clientes riesgosos.

Para realizar el proceso de toma de decisiones, los modelos consideran entre sus premisas que el riesgo de crédito puede dividirse en dos categorías. La primera está asociada a riesgos que no son cuantificables, y la segunda está asociada a riesgos que sí son cuantificables. El modelo a desarrollar pertenece a la segunda categoría, y permite tener un mayor control sobre las variables que componen el riesgo de crédito.

Según Mays [3], el 80% de los casos de riesgos cuantificables pueden emplearse en los procesos de toma de decisión de la empresa para asegurar un mejor rendimiento.

Cabe señalar que una vez que una póliza es aprobada, el servicio de mantenimiento de cartera ofrecido por los asesores de seguros, sólo podrá asegurar la retención del cliente por un tiempo determinado. En nuestro caso de estudio es por doce meses desde la emisión de la póliza, posteriormente dependerá de haberse elegido adecuadamente al cliente.

Mays sostiene que existen tres tipos de técnicas principalmente utilizadas en el desarrollo de un modelo de evaluación crediticia, estos son la regresión múltiple, el análisis discriminante y la regresión logística. La regresión logística y el análisis discriminante usan variables no métricas (categóricas), requisito necesario debido al tipo de datos que se utilizará. Adicionalmente, la regresión logística no tiene restricciones en los supuestos, algo que presenta el análisis discriminante, y provee resultados que son más fáciles de interpretar. Por estos motivos, se utiliza la regresión logística para desarrollar el modelo [3].

La regresión logística permite predecir una variable dicotómica (variable dependiente, asociada a la factibilidad de un evento) en función de los resultados observados en ciertas variables independientes. En el caso estudiado, la característica a predecir está representada por la siguiente razón dicotómica: se mantuvo vigente más de doce meses / se mantuvo vigente hasta doce meses.

Dado que se busca predecir una variable dicotómica, se definió como  $p$  el valor de la probabilidad de que un caso sea exitoso, e  $W_i$  a los predictores. Según Catena [1], existe una relación lineal entre el cociente de probabilidades o razón de éxito y fracaso, que se representa como:

$$\ln [p / (1 - p)] = a + b_1 W_1 + b_2 W_2 + \dots b_n W_n$$

Donde  $a$  es una constante, y los  $b_i$  son coeficientes de los predictores  $W_i$ .

Para determinar la bondad de los parámetros predictores se emplea el criterio de máxima verosimilitud, debido a que el objetivo es optimizar la cartera de clientes en función de la data histórica obtenida. El proceso es iterativo y se realiza de dos formas: iteraciones hacia adelante, agregando una variable en cada iteración hasta tener el número óptimo de predictores; e iteraciones hacia atrás, donde se elimina una variable en cada iteración hasta tener el número óptimo de predictores.

### 3. METODOLOGÍA

La metodología que se utiliza para desarrollar el modelo de evaluación crediticia es la siguiente: a)

depurar los datos e identificar los predictores; b) desarrollar el modelo; c) estimar los resultados de retención; d) validar las variables y los niveles de retención.

#### Depuración de los datos e identificación de los predictores

Se realiza el análisis de los datos y la modelación de una base de datos. Esta base de datos contiene data de tres años y consiste de 14 229 registros de pólizas de vida individual de la compañía aseguradora, con una retención del 68,6%. Además, se incluye información de la póliza y demográfica de los contratantes y de los asegurados. Se eliminaron una serie de variables que presentaban colinealidad o eran irrelevantes para el estudio.

En la Tabla 1, se observa todas las categorías que se consideran como variables ordinales.

**Tabla 1.** Valores categóricos de las variables seleccionadas para el estudio

Variable	Descripción	Valor	Variable	Descripción	Valor
Edad del contratante (Edad)	18-27	1	Estado civil (EstadoCivil)	Soltero / Separado	1
	28-34	2		Casado / Divorciado	2
	35 a más	3		Viudo	3
Prima anualizada (Prima)	Menos de US\$ 420	1	Prima excedente como % de prima anualizada (PrimaExcedente)	Sin prima excedente	1
	De US\$ 420 hasta US\$ 600	2		Menos de 5% prima anualizada	2
	De US\$ 601 hasta US\$ 900	3		De 5% hasta 50% prima anualizada	3
	Más de US\$ 900	4		Más de 50% de prima anualizada	4
Tipo de Producto (TipoProducto)	Temporal	1	Frecuencia de pago (FrecuenciaPago)	Mensual	1
	Vida ordinaria	2		Semestral	6
	Dotal	3		Anual	12
¿Hijos? (TieneHijos)	Sin hijos	0	¿Póliza vigente previa? (TienePolizaVigente)	Sin póliza vigente	0
	Con hijos	1		Con póliza vigente	1
Ingresos anuales (IngresoAnual)	Menos de US\$ 19000	1	Antigüedad del asesor (AntigüedadAsesor)	Menos de 6 meses	1
	De US\$ 19 000 hasta US\$ 25000	2		De 6 meses hasta 3 años	2
	De US\$ 25001 hasta US\$ 45000	3		Más de 3 años	3
	De US\$ 45001 hasta US\$ 60000	4	Forma de pago (Forma-Pago)	Tarjeta Comercial / Tarjeta de Débito	1
	Más de US\$ 60000	5		Cobranza Directa (Efectivo)	2
Programa (EsDelPrograma)	No	0		Tarjeta Clásica / Débito Automático	3
	Sí	1		Tarjeta Empresarial / Tarjeta Premium	4

Fuente: Elaboración propia

A continuación se procede a la revisión y evaluación de las categorías a través de la aplicación de un modelo de regresión logística.

Esta regresión es iterativa en su proceso de selección de categorías válidas. Para obtener el modelo adecuado, se hacen dos corridas: la primera de ellas, es por iteraciones hacia adelante, donde en la primera iteración no se considera ninguna de las variables, y en las siguientes se agregan variables (una por una) hasta no conseguir ninguna mejora considerable en el modelo; la segunda es por iteraciones hacia atrás, donde la corrida inicial contiene todas las variables y en las iteraciones sucesivas se irán quitando variables (una por una) hasta no conseguir ninguna mejora considerable en el modelo.

El modelo tendrá dos indicadores de validación que se denominan: calibración y discriminación. La calibración es por pruebas chi-Wald, para medir el grado en que la probabilidad estimada coincide con los resultados observados y la discriminación, para medir grado en el que el modelo diferencia los eventos que ocurren de los que no.

Las pruebas chi-Wald evalúan el nivel de significancia de cada iteración del modelo y del modelo en conjunto. Se trabaja con niveles de significancia del 95% ( $p\text{-value} < 0.05$ ). Las pruebas AUROC comparan la discriminación entre modelos optimales.

Un modelo optimal es uno en el cual las variables de las iteraciones hacia adelante y hacia atrás con la misma base de datos son iguales. Entre varios optimales, se decide mejorar el modelo a través de la disminución y/o aumento de variables que tengan mayor influencia en la determinación de las clases. Las mejoras considerables son aquellas que mejoran el AUCROC, con una variación superior al 5% entre el resultado del modelo y el mejor resultado del modelo anterior.

#### **Primer modelo con aproximaciones hacia adelante**

Se analizan 6 091 registros de la base de datos, los demás tenían data incompleta. El porcentaje de retención de esta data es 68,2%.

Después de ocho iteraciones se consigue, mediante pruebas de verosimilitud, resultados estadísticamente significativos ( $< 0,05$ ). Las variables introducidas en cada iteración fueron: Prima, AntigüedadAsesor; TienePolizaVigente, FormaPago, PrimaExcedente, FrecuenciaPago, TieneHijos e IngresoAnual.

En la octava iteración, se hace un corte al 0,5; lográndose clasificar con 90,5% las solicitudes que son 1 como 1 (9,5% de error tipo II) y con 29,1% las

solicitudes que son 0 como 0 (70,9% de error tipo I). El valor de AUROC es 72,0% (porcentaje de veces que el modelo predice correctamente).

#### **Primer modelo con aproximaciones hacia atrás**

Se analizan 6 091 registros de la base de datos, lo demás tenían data incompleta. El porcentaje de retención de esta data es 68,2%.

Después de cuatro iteraciones se consigue, mediante pruebas de verosimilitud, resultados estadísticamente significativos ( $< 0,05$ ). En la primera iteración se consideran todas las variables que aparecen en la Tabla 1. Las variables eliminadas a partir de la segunda iteración fueron: Edad, EsDelPrograma y EstadoCivil.

En la cuarta iteración, se hace un corte al 0,5, lográndose clasificar con 90,6% las solicitudes que son 1 como 1 (9,4% de error tipo II) y con 28,7% la solicitudes que son 0 como 0 (71,3% de error tipo I). El valor de AUROC es 72,1%. No hay una diferencia significativa entre los valores AUROC obtenidos.

Debido a que los modelos anteriores consideran casi las mismas variables a excepción de una, TipoProducto. En la siguiente evaluación se usan las variables comunes, estas son: Prima, AntigüedadAsesor; TienePolizaVigente, FormaPago, PrimaExcedente, FrecuenciaPago, TieneHijos y IngresoAnual.

#### **Segundo modelo con aproximaciones hacia adelante**

Se analizan 6 143 registros de la base de datos, los demás tenían data incompleta. El porcentaje de retención de esta data es 68,3%.

Después de ocho iteraciones se consigue, mediante pruebas de verosimilitud, resultados estadísticamente significativos ( $< 0,05$ ). Las variables introducidas en cada iteración fueron: Prima, AntigüedadAsesor, TienePolizaVigente, FormaPago, PrimaExcedente, FrecuenciaPago, TieneHijos e IngresoAnual.

En la octava iteración, se hace un corte al 0,5, lográndose clasificar con 90,5% las solicitudes que son 1 como 1 (9,5% de error tipo II) y con 29,0% la solicitudes que son 0 como 0 (71,0% de error tipo I). El valor de AUROC es 72,0%.

#### **Segundo modelo con aproximaciones hacia atrás**

Se analizan 6 143 registros de la base de datos, los demás tenían data incompleta. El porcentaje de retención de esta data es 68,3%.

Después de una iteración se consigue, mediante pruebas de verosimilitud, resultados estadísticamente significativos ( $< 0,05$ ). En la primera iteración se consideran las ocho variables que usadas en el modelo anterior.

En la primera iteración, se hace un corte al 0,5; lográndose clasificar con 90,5% las solicitudes que son 1 como 1 (9,5% de error tipo II) y con 29,0% la solicitudes que son 0 como 0 (71,0% de error tipo I). El valor de AUROC es 72,0%. Los valores AUROC obtenidos son iguales.

### **Modelo final con corte al 0,5 (50%)**

En la Tabla 2 se muestran los resultados obtenidos con SPSS, para cada variable del modelo final.

En la Tabla 3 se muestran los coeficientes obtenidos por la aproximación hacia delante usando SPSS, del modelo final para el proceso de evaluación de pólizas.

La ecuación obtenida para el valor de corte  $K = 0,5$  es la siguiente:

**Tabla 2.** Coeficientes de las ecuaciones de regresión logística

Variable	Aproximación hacia delante		Aproximación hacia atrás	
	B	Exp(B)	B	Exp(B)
Prima				
Prima(1)	-1,153	0,316	-1,153	0,316
Prima(2)	-0,834	0,434	-0,834	0,434
Prima(3)	-0,448	0,639	-0,448	0,639
TieneHijos(1)	-0,222	0,801	-0,222	0,801
IngresoAnual				
IngresoAnual(1)	-0,423	0,655	-0,423	0,655
IngresoAnual(2)	-0,283	0,753	-0,283	0,753
IngresoAnual(3)	-0,119	0,888	-0,119	0,888
IngresoAnual(4)	-0,105	0,900	-0,105	0,900
PrimaExcedente				
PrimaExcedente(1)	-1,011	0,364	-1,011	0,364
PrimaExcedente(2)	-0,637	0,529	-0,637	0,529
PrimaExcedente(3)	-0,192	0,825	-0,192	0,825
FrecuenciaPago				
FrecuenciaPago(1)	-2,228	0,108	-2,228	0,108
FrecuenciaPago(2)	-2,159	0,115	-2,159	0,115
TienePolizaVigente(1)	-1,035	0,355	-1,035	0,355
AntigüedadAsesor				
AntigüedadAsesor(1)	-0,865	0,421	-0,865	0,421
AntigüedadAsesor(2)	-0,662	0,516	-0,662	0,516
FormaPago				
FormaPago(1)	-1,406	0,245	-1,406	0,245
FormaPago(2)	-1,022	0,360	-1,022	0,360
FormaPago(3)	-0,611	0,543	-0,611	0,543
Constante	6,711	821,502	6,711	821,502

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 3. Puntajes de clasificación de pólizas para cada tipo de variable

Variable	Valor	Puntajes	
		B	Exp(B)
Prima anualizada (Prima)	1	-1,153	0,316
	2	-0,834	0,434
	3	-0,448	0,639
	4	0	1
¿Hijos? (TieneHijos)	0	-0,222	0,801
	1	0	1
Ingresos anuales (IngresoAnual)	1	-0,423	0,655
	2	-0,283	0,753
	3	-0,119	0,888
	4	-0,105	0,9
	5	0	1
Prima excedente como % de prima anualizada (PrimaExcedente)	1	-1,011	0,364
	2	-0,637	0,529
	3	-0,192	0,825
	4	0	1
Frecuencia de pago (FrecuenciaPago)	1	-2,228	0,108
	6	-2,159	0,115
	12	0	1
¿Póliza vigente previa? (TienePolizaVigente)	0	-1,035	0,355
	1	0	1
Antigüedad del asesor (AntigüedadAsesor)	1	-0,865	0,421
	2	-0,662	0,516
	3	0	1
Forma de pago (FormaPago)	1	-1,406	0,245
	2	-1,022	0,36
	3	-0,611	0,543
	4	0	1
Constante	-	6,711	821,502

Fuente: Elaboración propia

$$Z = a + b_1 \cdot \text{Prima} + b_2 \cdot \text{TieneHijos} + b_3 \cdot \text{IngresoAnual} + b_4 \cdot \text{PrimaExcedente} + b_5 \cdot \text{FrecuenciaPago} + b_6 \cdot \text{Tiene PolizaVigente} + b_7 \cdot \text{AntigüedadAsesor} + b_8 \cdot \text{FormaPago}$$

Donde:

- $a = 6,711$
- $b_1 = -1,153$  si Prima = 1;  $b_1 = -0,834$  si Prima = 2;  $b_1 = -0,448$  si Prima = 3;  $b_1 = 0$  si Prima = 4.
- $b_2 = -0,222$  si TieneHijos = 0;  $b_2 = 0$  si TieneHijos = 1
- $b_3 = -0,423$  si IngresoAnual = 1;  $b_3 = -0,283$  si IngresoAnual = 2;  $b_3 = -0,119$  si IngresoAnual = 3;  $b_3 = -0,105$  si IngresoAnual = 4;  $b_3 = 0$  si IngresoAnual = 5

- $b_4 = -1,011$  si PrimaExcedente = 1;  $b_4 = -0,637$  si PrimaExcedente = 2;  $b_4 = -0,192$  si PrimaExcedente = 3;  $b_4 = 0$  si PrimaExcedente = 4
- $b_5 = -2,228$  si FrecuenciaPago = 1;  $b_5 = -2,159$  si FrecuenciaPago = 6;  $b_5 = 0$ , si FrecuenciaPago = 12
- $b_6 = -1,035$  si TienePolizaVigente = 0;  $b_6 = 0$ , si TienePolizaVigente = 1
- $b_7 = -0,865$  si AntigüedadAsesor = 1;  $b_7 = -0,662$  si AntigüedadAsesor = 2;  $b_7 = 0$  si AntigüedadAsesor = 3

- $b_8 = -1,406$  si FormaPago = 1;  $b_8 = -1,022$  si FormaPago = 2;  $b_8 = -0,611$  si FormaPago = 3;  $b_8 = 0$  si FormaPago = 4.

El TipoEstado se obtiene con la ecuación  $1 / (1 - e^z)$ .

Finalmente, se debe determinar otros puntos de corte para implementar el modelo de evaluación crediticia. La decisión es importante porque para cada punto de corte, se aceptan y rechazan un porcentaje estimado de solicitudes de pólizas, cada uno de estos porcentajes con un porcentaje esperado de pólizas rentables y no rentables.

A continuación se obtiene una solución óptima desde una perspectiva económica; es decir, se determina un punto de corte que maximice la utilidad generada por la diferencia entre los ingresos por seleccionar una cartera de clientes que cumpla y los egresos por seleccionar una cartera de clientes que incumpla.

#### 4. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

Dwyer, Kocagil, y Stein (2004) proponen un método para determinar una cartera óptima que se deriva de la utilización de la curva ROC(K) y dos nuevos parámetros, b y c, que son funciones de beneficio y costo. Se utiliza la información de la matriz de confusión mostrada en la tabla 4.

Los valores de  $b = 0,8131$  y  $c = 0,3692$  fueron obtenidos de la base de datos de clientes.

Luego, se define el valor del portafolio como el ingreso generado por la aceptación de pólizas rentables, los costos por emisión de pólizas de las

pólizas aceptadas y el costo de oportunidad generado por el rechazo de las pólizas que no serán rentables. El valor presente neto (VPN) de la prima anual de cada cliente del portafolio se obtiene con la siguiente ecuación:

$$VPN = p(ND).b(VN) - p(ND).c(FP) + p(D).b(VP) - p(D).c(FN)$$

En la Tabla 5 se muestran los resultados de la simulación para el portafolio de clientes considerando diferentes valores de K entre 0 y 1. La mejor alternativa es para el punto de corte  $K = 0,5$ , debido a que genera 4,7% de incremento en el valor del portafolio y tiene 71,1% de retención de pólizas.

#### 5. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones son las siguientes:

- El modelo de evaluación crediticia se obtiene a partir de un modelo de regresión logística y resultó ser confiable para el análisis de riesgo crediticio.
- Con el modelo de evaluación crediticia se obtuvieron como resultados un aumento de 2,9% en la retención de pólizas y un aumento de 4,7% en el valor del portafolio.
- El modelo de evaluación crediticia utiliza información histórica y da resultados confiables siempre que no haya grandes cambios en el mercado y en los hábitos de consumo de los clientes.

**Tabla 4.** Matriz de confusión

		Valor actual	
		D	ND
Resultado del modelo	D'	Verdadero positivo (VP) 75%	Falso positivo (FP) $-0,25b = -20,33\%$ Error tipo I
	ND'	Falso negativo (FN) $c = -36,92\%$ Error tipo II	Verdadero negativo (VN) $b = 81,31\%$
Total		$p(D) = 31,68\%$	$p(ND) = 68,32\%$

Fuente: Elaboración propia



**Tabla 5.** Resultados de la simulación de la cartera de clientes para diferentes valores de K

K porcentual	Valor del portafolio (US\$)	% incremento del valor	% retención de pólizas
0,0%	10 000 000	0,0%	68,3%
5,0%	10 000 000	0,0%	68,3%
10,0%	10 000 000	0,0%	68,3%
15,0%	10 000 000	0,0%	68,3%
20,0%	10 018 750	0,2%	68,5%
25,0%	10 038 305	0,4%	68,6%
30,0%	10 067 162	0,7%	68,8%
35,0%	10 079 682	0,8%	68,9%
40,0%	10 261 249	2,6%	70,2%
45,0%	10 341 368	3,4%	70,5%
49,0%	10 466 510	4,7%	71,2%
50,0%	10 469 570	4,7%	71,1%
51,0%	10 442 453	4,4%	70,9%
55,0%	10 428 403	4,3%	70,5%
60,0%	10 236 209	2,4%	68,9%
65,0%	9 857 952	-1,4%	66,6%
70,0%	9 237 838	-7,6%	63,1%
75,0%	8 328 331	-16,7%	58,1%
80,0%	7 280 857	-27,2%	53,4%
85,0%	5 887 289	-41,1%	47,3%
90,0%	4 417 714	-55,8%	41,6%
95,0%	2 582 364	-74,2%	35,4%
100,0%	1 024 619	-89,8%	31,7%

Fuente: Elaboración propia

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- [1] ARCE, E. (2009). Mejora de Cartera por Scoring en Aseguradora de Vida Individual. Tesis (Ingeniero Industrial), Pontificia Universidad Católica del Perú, Facultad de Ciencias e Ingeniería, Lima, Perú.
- [2] CATENA, A. (2003). Análisis Multivariado: Un manual para investigadores. Biblioteca Nueva, España.
- [3] CHIAPPORI, P. y GOLLIER, C. (2006). Competitive Failures in Insurance Markets: Theory and Policy Implications. MIT Press, Estados Unidos.
- [4] DWYER, D. W., KOCAGIL, A. E. y STEIN, R. M. (2004). The Moody's KMV EDFTM RiskCalcTM v3.1 Model Next-Generation Technology for Predicting Private Firm Credit Risk. Moody's KMV.
- [5] FAWCETT, T. (2006). An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters, Vol. 27, Issue 8.
- [6] MAYS, E. (2001). Handbook of Credit Scoring. The Glenlake Publishing Company. USA.
- [7] SATCHELL S. and XIA, W. (2006). Analytic Models of the ROC Curve: Applications to Credit Rating Model Validation. Quantitative Finance Research Centre. Research Paper 181.
- [8] STEIN, R.M. (2005). The Relationship between Default Prediction and Lending Profits: Integrating ROC Analysis and Loan Pricing. Journal of Banking & Finance 29, pp. 1213-1236.