

EL MODELO CREDIT SCORING COMO ALTERNATIVA DE EVALUACIÓN CREDITICIA EN AGROBANCO

THE CREDIT SCORING MODEL AS A CREDIT EVALUATION ALTERNATIVE IN AGROBANCO

Lizardo Calderón Romero

Maestría en Economía con Mención en Finanzas en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, estudios de Maestría en Regulación de los Servicios Públicos y Gestión de Infraestructura en la Universidad del Pacífico.

E-mail: lizardo1976@hotmail.com (Autor Corresponsal)

[Recibido: 02/05/2016 Aceptado: 11/08/2017]

RESUMEN

En los últimos años el Perú atraviesa un fuerte crecimiento en el sector financiero, principalmente enfocado en el sector de los créditos, los cuales han permitido dinamizar la economía, lo cual no sucede para los créditos orientados al sector agropecuario por su nivel de riesgo, motivo por el cual el Estado peruano crea Agrobanco como una entidad enfocada al sector agropecuario por medio de la colocación de créditos agropecuarios. El objetivo de la investigación es desarrollar un modelo Credit Scoring que permita apoyar la evaluación inmediata del crédito agropecuario, debido a la deficiente y lenta de la misma por parte de Agrobanco. Asimismo la metodología utilizada se fundamenta en un modelo de Credit Scoring de carácter predictivo, que plantea un método de efectos marginales y la evaluación de toda la cartera de la entidad del periodo 2009 al 2015. Los resultados obtenidos en la investigación determinan que las variables independientes: tasa, periodo, garantía, edad, soltero, calificación normal y antigüedad, son significativamente estadísticas en la morosidad de los créditos otorgados, sin embargo las variables, monto, mujer y hectárea no son representativas. Las conclusiones de la investigación son que se cumple como determinantes socio económicas, estadísticamente, las variables: tasa, periodo, garantía, edad, soltero, califica normal y antigüedad.

PALABRAS CLAVE

Credit scoring, evaluación crediticia, agrobanco.

ABSTRACT

In recent years, Peru has experienced a strong growth in the financial sector, mainly focused on the credit sector. This has allowed the economy to be boosted, but not in the case for credits oriented to the agricultural sector due to its level of risk. For this reason, the Peruvian government created Agrobanco as an entity focused on the agricultural sector through the placement of agricultural loans. The objective of the research is to develop a Credit Scoring model that allows to support the immediate evaluation of the agricultural credit, due to the deficiency and slowness of Agrobanco. Likewise, the methodology used is based on a Credit Scoring model of predictive nature, which proposes a method of marginal effects and the entire portfolio evaluation of the entity from the period 2009 to 2015. The results obtained determine that the independent variables -rate, period, guarantee, age, single, normal qualification and seniority- are statistically significant in the delinquency of the credits granted; however, the variables amount, woman and hectare are not representative. The conclusions are that statistically, the determinant socio-economic variables are rate, period, guarantee, age, single, normal qualification and seniority.

KEYWORDS

Credit scoring, credit evaluation, Agrobanco.

Como Citar: Calderon, L. (2017). El modelo Credit Scoring como alternativa de evaluación crediticia en Agrobanco. *Quipukamayoc*, 25(49), 101-109. doi: <http://dx.doi.org/10.15381/quipu.v25i49.14285>

INTRODUCCIÓN

Ochoa, Galeano y Agudelo (2010) refieren “con esto (Credit Scoring) se pretende definir perfiles de prestatarios propensos al cumplimiento de sus obligaciones, y perfiles de prestatarios de buen comportamiento” (p. 191), análisis que realizan para una cooperativa prestamista quien propone el modelo de Scoring para la evaluación de sus clientes.

Por otro lado están los modelos de crecimiento económico planteados por Domar (1946) y Harrod (1939) que propone el “uso intensivo de capital para lograr las economías de escala, contexto que aprovechan la entidades financieras para ofertar el capital financiero necesario que las empresas buscan” (p. 10 y p.19), realidad que se da entre prestatarios y prestamistas.

Siguiendo con el desarrollo Aguas y Castillo (2002) proponen un modelo de regresión logística para poder estimar las pérdidas potenciales que podrían generar a la cartera de créditos de una entidad, consideraciones necesarias para una buena gestión de la cartera de créditos; así mismo Schreiner (2002) analiza las características de los nuevos clientes teniendo como data histórica el comportamiento de los clientes anteriores, usa el modelo Scoring.

En la actualidad las entidades crediticias afrontan problemas para lograr determinar un adecuado criterio que les posibilite tomar la decisión de otorgar o rechazar la petición de un préstamo; este problema se hace notar debido al “crecimiento de los microcréditos a nivel mundial” (Rayon, Lara & Camino, 2010. p. 89). Por ello es necesario contar con un modelo y/o

criterio para otorgar una línea de crédito previo análisis objetivo y el grado de riesgo que está dispuesta a asumir la entidad a una tasa de interés.

Ante ello nos planteamos la siguiente hipótesis de investigación:

Las determinantes socio económicas de la morosidad en los créditos otorgados por Agrobanco en el Perú durante el 2015 son: Tasa de interés del crédito otorgado, periodo del préstamo, importe de garantía, monto desembolsado, sexo, edad del acreditado, estado civil del acreditado, calificación crediticia de la SBS, hectáreas de cultivo y años de cliente.

El objetivo de la investigación es desarrollar un modelo Credit Scoring que permita apoyar en la evaluación inmediata del crédito agropecuario.

Se decidió desarrollar el modelo de Credit Scoring teniendo como data histórica los perfiles de los clientes de la entidad; con este modelo se puede realizar el análisis de cada perfil de los clientes de la entidad, esta propuesta de modelo busca acelerar la evaluación de los créditos otorgados por la entidad puesto que las campañas agrícolas deben empezar en fechas fijas dado que muchos de los clientes que la entidad atiende son dependientes de lluvias estacionales, lo que influyendo directamente en la calidad del préstamo incrementando el riesgo del cliente. Por ello la importancia de la rapidez al momento de otorgar el crédito pero sin disminuir la calidad de la evaluación de los clientes y tener una cartera gestionada y administrada adecuadamente, generando las condiciones necesarias del crecimiento y sostenibilidad de la entidad y sus clientes.

MATERIAL Y MÉTODOS

Se ha trabajado con datos cuantitativos y cualitativos, empleando las herramientas estadísticas para el análisis respectivo; puesto que Agrobanco no cuenta con un modelo de Credit Scoring para evaluar a sus clientes nuevos y los pertenecientes a su cartera. Por ello el objetivo es proponer el modelo de Credit Scoring en la evaluación de créditos otorgados por la entidad.

Los clientes que atiende esta entidad está enfocada al sector agrícola y pecuario en todo el territorio nacional (Perú); motivo por el cual las variables independientes se enfocaron a este sector con las condiciones mínimas que exige la entidad a sus clientes al acceder a un crédito.

La base de datos está constituida por el perfil crediticio de 36 800 clientes de la cartera de créditos de la entidad; el cual representa la data histórica del tipo transversal de enero a diciembre del año 2015; de esta data se identificó 10 variables independientes entre las más representativas y la variable dependiente el cual está representado la situación de moroso y no moroso.

En cuanto al diseño de la investigación esta es de carácter explicativa, debido a que no solo busca la correlación de las variables sino también identificar la relación positiva o negativa de estas, siendo el software utilizado el stata 14.

Variables

La variable dependiente, será considerado como moroso (moroso = 0) para la entidad en caso el clientes se sobrepase en 30 días al plazo pactado como fecha de pago y será considerado no moroso (no moroso = 0) cuando el cliente realice el pago dentro de

los 30 días de haber cumplido el plazo de pago de la deuda la misma que podría variar considerando las políticas y parámetros de la entidad.

Por otro lado están las variables independientes las cuales nos ayudará a explicar el modelo, las mismas que detallamos:

1. Tasa de interés del crédito
2. Periodo del préstamo (representado en años).
3. Importe de garantía (representado en soles).
4. Monto desembolsado (representado en soles).
5. Sexo
6. Edad del acreditado (representado en años).
7. Estado civil del acreditado
8. Calificación crediticia
9. Hectáreas de cultivo (representado en hectáreas).
10. Años de cliente.

Analizando estas variables podemos obtener el scoring estadístico de los posibles prospectos de clientes, considerando la data histórica para cada variable; producto de este análisis podemos aprobar o desaprobar el crédito.

Una vez expresado los detalles de las variables a considerar en el análisis se procede a plantear el modelo econométrico de Credit Scoring.

Si la variable dependiente:

- Y = 1 : Calificación de moroso
- Y = 0 : Calificación de no moroso

Si las variables independientes:

- X1 : Tasa de interés del crédito
- X2 : Periodo del préstamo
- X3 : Importe de garantía
- X4 : Monto desembolsado
- X5 : Sexo
- X6 : Edad del acreditado
- X7 : Estado civil del acreditado
- X8 : Calificación crediticia
- X9 : Hectáreas de Cultivo
- X10 : Años de cliente

El modelo probabilístico está representado por:

$(Y=1) = F(x, \beta)$ Probabilidad de moroso.

$(Y=1) = 1 - F(x, \beta)$ Probabilidad de no moroso.

Para luego ser representado por el modelo de regresión lineal siguiente:

$$y = F(x, \beta) + \varepsilon \quad (1)$$

De este obtenemos el modelo probabilístico representado por:

$$y = \beta'x + \varepsilon \quad (2)$$

Es así que al considerar $Y = 0$, tendremos lo siguiente al despejar:

$$\beta'x + \varepsilon = 0$$

Al despejar obtendremos:

$$\varepsilon = -\beta'x$$

Para así representar la probabilidad de no moroso.

$$P(Y=0) = 1 - F \quad (3)$$

Por otro lado si consideramos $Y = 1$ y reemplazamos en la ecuación (2) obtendremos lo siguiente:

$$P(Y=1) = F \quad (4)$$

Este representa la probabilidad de ser moroso.

De esa explicación podemos obtener la varianza del modelo como se muestra:

$$\text{Var}[\varepsilon / x] = (-\beta'x) * (1 - \beta'x)$$

Y con la finalidad de obtener predicciones más certeras se procedió a analizar el comportamiento de $\beta'x$ en el intervalo de $[0, 1]$ aplicando límites al más y menos infinito de la probabilidad de ocurrencia del evento.

$$\lim_{\beta'x \rightarrow +\infty} \text{Pr obabilidad}(y = 1) = 1$$

$$\lim_{\beta'x \rightarrow -\infty} \text{Pr obabilidad}(y = 1) = 0$$

Este método está fundamentado en una función lineal de probabilidad para las "x", para una función monótona creciente considerando las variables explicativas sus coeficientes y su repercusión en la variable dependiente (Novales, 1993).

De esto podemos concluir que la función se encuentra limitado en el intervalo $[0, 1]$ de la Prob. = $[F(\beta'x)]$, sin preocuparnos de los valores que tomen las variables explicativa y los coeficientes.

Mientras que al considerar el modelo de Logit para realizar nuestras predicciones del modelo se determinarán las probabilidades dado que "Y" toma el valor de "no moroso = 0" y "moroso = 1 en relación a las variables independientes, dado el crédito podríamos obtener el modelo de mínimos cua-

drados ordinarios como la representamos a continuación:

$$P_i = E\left(Y = \frac{1}{X_i}\right) = \frac{1}{1 + e^{(-z_i)}}, -\infty < z < +\infty$$

Dado que: $Z_i = \beta_0 + \beta_1 * X_i$

Para luego aplicar "Ln" y obtener la linealización del modelo y poder aplicar el método de los mínimos cuadrados ordinarios.

$$L_i = \text{Ln}\left(\frac{P_i}{1 - P_i}\right) = Z_i = \beta_0 + \beta_1 * X_i$$

De todo este desarrollo podemos concluir las siguientes consideraciones:

El rango de la probabilidad esta entre [0, 1].

El resultado Logit tiene como intervalo $< -\infty, +\infty >$.

β_0 representa el intercepto.

β_1 representa la pendiente de Logit y la variación ante la variación de X_i .

Al tener los valores de β_0 , β_1 y X_i podremos estimar los posibles resultados de ser moroso o no moros.

En cuanto se buscó obtener los resultados para eventos individuales nos apoyamos en el método de la máxima verosimilitud para eventos del tipo binomial y/o Bernoulli; es así que se continuo con la búsqueda de la probabilidad de éxitos $F(x_i \beta)$.

$$\text{Ln} = \sum_{i=1}^n [y_i \text{Ln} F(x_i \beta) + (1 - y_i) \text{Ln}(1 - F(x_i \beta))]$$

El planteamiento teórico del modelo Credit Scoring se realiza con la finalidad de determinar la probabilidad

que un cliente sea moroso y no moroso, para ello emplearemos el estima-

dor de máxima verosimilitud como se detalla:

$$\text{Moroso}_i = \begin{cases} 1, \text{Es moroso} \\ 0, \text{No es moroso} \end{cases}$$

No moroso_i / Moroso_i

$$\begin{aligned} &= \alpha_0 + \alpha_1 \text{Tasa}_i + \alpha_2 \text{Periodo}_i + \alpha_3 \text{Garantía}_i + \alpha_4 \text{Monto}_i + \alpha_5 \text{Sexo}_i \\ &+ \alpha_6 \text{Edad}_i + \alpha_7 \text{Estado Civil} + \alpha_8 \text{Calificación crediticia}_i + \alpha_9 \text{Hectareas}_i \\ &+ \alpha_{10} \text{Antigüedad}_i + \varepsilon_i \end{aligned}$$

RESULTADOS

Presentamos en modelo Credit Scoring, como resultado del procesamiento de la base de datos y de ello tenemos lo siguiente:

$$(5) \quad \Pr(Moroso) = Pi = \frac{1}{1 + e^{-Zi}}$$

Dada la ecuación, representada con sus coeficientes de variación, signos e intercepto del modelo.

Donde:

$$(6) \quad Zi = 1,078043 - 0,0364637 * Tasa_i - 0,0034121 * Periodo_i \\ + 0,000000421 * Garantia_i - 0,000000805 * Monto_i - 0,00382187 \\ * Sexo_i - 0,0073745 * Edad_i + 0,3654937 * Estado\ civil_i - 2,665744 \\ * Calificación_i - 0,0003821 * Hectareas_i - 0,060421 * Antigüedad_i$$

Una vez planteado el modelo se procede a la contrastación de la hipótesis con los resultados que nos entrega el modelo, para un ejemplo puntual tenemos:

Dada las características:
Tasa de interés = 18%.

- Periodo del préstamo = 5 años.
 - Garantía = 10 000 soles.
 - Monto del crédito = 50 000 soles.
 - Sexo = Mujer.
 - Edad = 30 años.
 - Estado civil = Soltero.
 - Calificación crediticia = Normal.
 - Hectáreas de cultivo = 10 ha.
- Antigüedad como cliente = 10 años.
Dada estas variables podemos obtener lo siguiente luego de remplazar en la ecuación (6).

$$Zi = 1,078043 - 0,0364637 * 18\% - 0,0034121 * 5 + 0,000000421 * 10000 \\ - 0,000000805 * 50000 - 0,00382187 * 1 - 0,0073745 * 30 \\ + 0,3654937 * 1 - 2,665744 * 1 - 0,0003821 * 100 - 0,060421 * 10 \\ = -2,11495914$$

Es así que $Zi = -2,11495914$

Ahora debemos remplazar en la ecuación (5) para obtener la probabilidad de ser moroso o no ser moroso.

$$\Prb.(Moroso) = Pi = \frac{1}{1 + e^{-2,11495914}}$$

$$Prob.Moroso = 0,10765$$

De esto podemos concluir que la probabilidad que el solicitante de crédito pueda caer en morosidad es del 10,765%, el mismo que debe ser comparado con las políticas de permisividad de asumir el riesgo por la entidad se podrá tomar una decisión de manera inmediata, posibilitando la toma de decisión de manera más fluida en beneficio del cliente.

Así mismo pasaremos a analizar cada una de las variables del modelo; el cual analizara la proporción de variación y la relación positiva o negativa de la variable independiente con la variable dependiente.

- Según la variable tasa de interés podemos decir que la probabilidad de ser moroso varía negativamente en una proporción de $100(0,9641931-1)\%=3,58\%$. Y considerando una tasa de 0,9641931 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable periodo podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,9965937-1)\%=0,34\%$ frente a la probabilidad de no ser moroso. Y donde según el periodo es 0,9965937 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable garantía podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(1-1)\%=0\%$. Y donde según la tasa es 0,9641931 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable monto podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,9999992-1)\%=0,00008\%$. Y donde según el monto es 0,9999992 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable sexo (mujer) podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,9625024-1)\%=3,7\%$. Y donde según ser mujer es 0,9625024 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable edad podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,9926526-1)\%=0,73\%$. Y donde según la edad es 0,9926526 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable estado civil, de ser soltero podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(1,441225-1)\%=44,12\%$. Y donde según ser soltero es 1,441225 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable de ser calificado como Normal podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,0695476-1)\%=93,04\%$. Y donde según la calificación normal es 0,0695476 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.
- Según la variable número de hectáreas podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,999618-1)\%=0,038\%$. Y donde según las hectáreas es 0,9996 veces más probable de ser

moroso frente a no ser moroso.

- Según la variable antigüedad podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de $100(0,9413681-1)\%=5,86\%$. Y donde según la antigüedad es 0,9414 veces más probable de ser moroso frente a no ser moroso.

DISCUSIÓN

Es así que se presentó el modelo Credit Scoring en la evaluación de los créditos otorgados por Agrobanco, dada sus variables y sus consideraciones propias de la cartera de créditos con la finalidad de agilizar la evaluación de sus clientes que posibilite mejorar el control de la morosidad de la entidad. Una de las limitantes de los créditos al sector agrícola otorgado por Agrobanco en el Perú es la demora en la aprobación de esta para poder acceder al crédito; dado por que los beneficiarios se encuentran viviendo en zonas aledañas a las ciudades y no disponen de mucho tiempo por el trabajo constante que requiere la actividad agropecuaria. Es por ello que el modelo Credit Scoring muestra resultados entre las variables que posibilitan obtener de manera inmediata el perfil del cliente; por medio de una simulación dado los datos necesarios que el modelo solicita como se detalla en la Tabla 1.

La Tabla 1, nos muestra el signo de las estimaciones, así como cuando la estimación es positiva entonces nos está mostrando que la variable la variable explicada toma el valor de la unidad y su viceversa; en cuanto a las variables tasa, periodo, garantía, edad, soltero, calificación normal, antigüedad y la constante son significativas; puesto que la "t" es menor al 5%, en cuanto a las variables monto, mujer y hectá-

reas no son significativas individualmente al tener un “t” mayor al 5%; de acuerdo al modelo de la Chi2 para ser significativa la “t” en el modelo tiene que ser menor a 5%. Por otro lado podemos afirmar que dado que el R2 es del 16,30% y que representa la variabilidad de ser moroso, contando entonces con un modelo consistente.

Continuando con la interpretación de las variables la Tabla 2 presenta los resultados marginales de cada variable independiente cuando el resto de las variables se mantienen constantes.

- La variable tasa de interés impacta en -0,0011106 a la variable Moroso, ante un aumento en una unidad de la Tasa de interés.
- La variable periodo impacta en

-0,0001039 a la variable Moroso, ante un aumento en una unidad del Periodo.

- La variable garantía impacta en 1,28-8 a la variable Moroso, ante una variación en una unidad de la Garantía.
- La variable monto impacta en -2,45-9 a la variable Moroso, ante una variación en una unidad del Monto.
- Ser mujer tiene un impacto diferencial de -0,0011518 en la variable Moroso.
- La variable Edad impacta en -0,0002246 a la variable Moroso, ante una variación en una unidad de la Edad.

- Ser soltero tiene un impacto diferencial de 0,011459 en la variable Moroso.

- Estar calificado como normal (Califica Normal) tiene un impacto diferencial de -0,2582822 en la variable Moroso.

- La variable hectáreas impacta en -0,0000116 a la variable pobre, ante una variación en una unidad de Hectáreas.

- La variable antigüedad impacta en -0,0018403 a la variable Moroso, ante una variación en una unidad de la variable Antigüedad.

Tabla 1.

Estimación del modelo de regresión Credit Scoring
Fuente: Trabajo de gabinete y procesamiento de base de datos.

Logistic regression		Number of obs	=	36.732	
		LR chi2(10)	=	2283,14	
		Prob > chi2	=	0,0000	
		Pseudo R2	=	0,1630	
Moroso	Coef.	Std. Err.	z	P>z	[95% Conf. Interval]
Tasa	-,0364637	,008708	-4,19	0,000	-,0535311 - ,0193963
Periodo	-,0034121	,0002128	-16,03	0,000	-,0038292 - ,0029949
Garantia	4,21e-07	5,23e-08	8,05	0,000	3,18e-07 5,24e-07
Monto	-8,05e-07	7,05e-07	-1,14	0,254	-2,19e-06 5,77e-07
Mujer	-,0382187	,0635207	-0,60	0,547	-,1627169 ,0862796
Edad	-,0073745	,0022278	-3,31	0,001	-,0117409 - ,0030081
Soltero	,3654937	,0552842	6,61	0,000	,2571387 ,4738486
CalificaNormal	-2,665	,0599764	-44,45	0,000	-2,783 -2,548
Hectareas	-,0003821	,0003088	-1,24	0,216	-,0009873 ,000223
Antigüedad	-,060421	,0151795	-3,98	0,000	-,0901723 - ,0306697
_cons	1,078	,2372167	4,54	0,000	,6131069 1,542

Note: 1 failure and 0 successes completely determined.

Tabla 2.

Coefficientes marginales del modelo Credit Scoring - efecto logit
Fuente: Trabajo de gabinete y procesamiento de base de datos.

Marginal effects after logit							
= Pr(Moroso) (predict)							
= ,03144754							
Variable	dy/dx	Std.Err.	z	P>z	[95% C.I.]		X
Tasa	-,0011106	,00026	-4,20	0,000	-,00163	-,000592	19,783
Periodo	-,0001039	,00001	-16,62	0,000	-,000116	-,000092	287,637
Garantia	1,28e-08	0	8,10	0,000	9,7e-09	1,6e-08	143421
Monto	-2,45e-08	0	-1,14	0,254	-6,7e-08	1,8e-08	12107
Mujer*	-,0011518	,00189	-0,61	0,543	-,004865	,002561	,202548
Edad	-,0002246	,00007	-3,32	0,001	-,000357	-,000092	45,597
Soltero*	,011459	,00178	6,44	0,000	,00797	,014948	,4287
CalificaNormal*	-,2582822	,0105	-24,61	0,000	-,278854	-,23771	,94125
Hectareas	-,0000116	,00001	-1,24	0,215	-,00003	6,8e-06	27,319
Antigüedad	-,0018403	,00046	-3,99	0,000	-,002745	-,000936	2,423

(*) dy/dx is for discrete change of dummy variable from 0 to 1

Así mismo presentamos la regresión logística del modelo Credit Scoring como se puede apreciar en la Tabla 1 que representa la probabilidad de ser moroso frente a no ser moroso.

De la Tabla 1, podemos detallar lo siguiente:

- Según la variable tasa de interés podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9642 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable periodo podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9966 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable garantía podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9999 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable monto podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9999 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable de ser mujer podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9626 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable edad podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9927 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable ser soltero podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 1,4412 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable de ser calificado como normal podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,0695 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable hectáreas podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9996 frente a la probabilidad de no ser moroso.
- Según la variable antigüedad podemos decir que la probabilidad de ser moroso aumenta en una proporción de 0,9414 frente a la probabilidad de no ser moroso.

La investigación nos muestra que dado las variables de la entidad en análisis es posible desarrollar el modelo de Credit Scoring para la evaluación del crédito tanto de los clientes nuevos por captar y los clientes que se encuentra dentro de la cartera; la gestión y administración adecuada de estos créditos que representan los activos de la entidad son muy importantes para mantener controlado la posibilidad de su cartera tenga tasas elevadas de morosidad; cuidar la solides financiera que garantice que esta entidad se mantenga en el tiempo asegurando su sostenibilidad.

Por otro lado la presentación del modelo de Credit Scoring posibilita su aplicación a distintas entidades financieras dadas sus condiciones, tipo de público al cual se enfoca, sus políticas de gestión y administración, el grado de permisibilidad de riesgo que asuma y las condiciones de ente supervisor que en este caso está representado por la Superintendencia Nacional de Banca seguros y AFPs (SBS); dadas estas particularidades es posible su aplicación en distintas entidades para poder reducir el riesgo de la morosidad al cual están expuestos en el mercado en al cual atienden.

Dado que el total de la cartera de créditos de Agrobanco está constituido

por clientes del sector agropecuario, genera que otorgar los créditos requiera mayor tiempo para su evaluación, es por ello que el modelo desarrollado en la presente investigación permitirá acelerar el proceso de evaluación de los crédito, entregándose los créditos con la oportunidad necesaria de la campaña agrícola, disminuyendo el potencial riesgo de no tener una buena cosecha.

Por otro lado, el modelo posibilita la aplicación en la evaluación del perfil de cada cliente cuantas veces se requiera por medio de análisis marginal, asimismo permite realizar el análisis de toda la cartera de la entidad, realizar múltiples corridas de los datos considerando el tiempo en análisis del mismo para la administración adecuada de la cartera; sin dejar de lado que los datos deben ser de alta calidad para tener un resultado cierto y aproximado a la realidad.

Finalmente, la capacidad predictiva del modelo debe considerar los datos históricos de la entidad, para ello, a mayor data mayor será la capacidad de predicción y ofrecerá mayor certeza para la toma de decisiones.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguas, D., & Castillo, M. (2002). Modelo de administración del riesgo crediticio para la cartera comercial de una entidad financiera colombiana. *Apuntes de Banca y Finanzas*, 6, 1-8.
- Domar, E. (1946). Capital Expansión, Rate of Growth and Employment. *Econometría*, 2(10), 137-147.
- Harrod, R. (1939). An Essay in Dynamic Theory. *The Economic Journal*, 49(193), 14-33.
- Novales, A. (1993). *Econometría* (2da ed.). Madrid: McGraw-Hill.
- Ochoa, J. C., Galeano, W., & Agudelo, L. G. (2010). Construcción de un modelo de scoring para el otorgamiento de crédito en una entidad financiera. *Perfil de Coyuntura Económica*, 16(1), 191-222.
- Schreiner, M. (2002). *Ventajas y desventajas del Scoring estadístico para las microfinanzas*. Washington: Washington University in St. Louis.