

LA REGRESIÓN LOGÍSTICA COMO MODELO DE PREDICCIÓN DEL RIESGO CREDITICIO EN LAS ORGANIZACIONES DE LA ECONOMÍA SOCIAL Y SOLIDARIA

(The logistic regression as a model of prediction of credit risk in organizations of the social and solidarity economy)

Jaime Pérez*

RECIBIDO: 06/01/2017

ACEPTADO: 21/11/2017

RESUMEN

En el Ecuador el acceso a crédito financiero se constituye para muchas organizaciones de la Economía Social y Solidaria (OESS) como el instrumento de desarrollo de proyectos productivos. El panorama de estas Instituciones se desenvuelve en el oportuno financiamiento crediticio; y, por el grado de incumplimiento que éstas presentan a la hora de saldar los pagos respectivos. Las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC) y fundaciones, dedicadas a ofrecer este tipo de servicio muchas veces dificultan su otorgamiento en virtud del riesgo financiero que asumen por cada préstamo colocado. El presente trabajo, tiene como propósito investigar el riesgo crediticio que generan las OESS y para ello se concentra en el análisis de factores atribuibles a la demanda de crédito como: Registro de impagos, número de años de funcionamiento de la organización, ingresos por ventas, posee garantías, destino de los recursos, posee créditos con otras instituciones. Así mismo, con base a las variables determinísticas anteriormente descritas, se construye el modelo de Regresión Logística Binaria, el cual estima directamente la probabilidad de ocurrencia de la morosidad crediticia (variable dicotómica) por parte de los agentes económicos en estudio. La habilidad de predicción de ocurrencia que arroja este proceso estadístico fue de 70%; las variables registro de impagos y la posesión de garantías son altamente significativas en el acceso a crédito. Este modelo proporciona confiabilidad y evaluación de datos al momento de decidir la autorización del crédito.

Palabras claves: Financiamiento; emprendimiento; organizaciones de la OESS; probabilidades; regresión logística binaria; variables determinísticas.

ABSTRACT

In Ecuador the access of financial credit is actually used by many of the Social and Solidarity Economy Organizations (OESS) as the main development tool of productive projects. The panorama of these Institutions is developed by the timely credit financing, and by the degree of non-compliance that these institutions present in the payment time of the respective installments. Credit Unions, Savings and Credit Cooperatives, (COAC) and foundations that are in charged of offering this type of service, often make it difficult to grant them due to the financial risk they assume for each awarded loan. The purpose of this paper is to investigate the generated credit risk by the OESS. To do this, it is focused on the analysis of the attributable factors to the credit demand, such as: the record of defaults, the number of years of operation of the organization, the sale incomes, the guarantees, the destination of resources, the current credits with other institutions. Also, the Binary Logistic Regression model is constructed and based on the deterministic variables described above. It directly estimates the probability of occurrence of credit default (dichotomous variable) by the economic agents under study. The predictive ability of occurrence that shows this statistical process was 70%. The variables, as record of defaults and the possession of guarantees, are highly significant to access a loan. This model provides reliability and evaluation of data when deciding the authorization of a credit.

Keywords: Financing; OESS organizations; probabilities; binary logistic regression; deterministic variables.

JEL CLASIFICACION: C53 - Predicción y otras aplicaciones de modelos

*Docente titular principal de la Universidad Internacional del Ecuador (UIDE), Quito-Ecuador jperez@uide.edu.ec

I INTRODUCCIÓN

I.1 Problema o argumento

En el año 2008 se aprobó la vigésima Constitución de la República del Ecuador, la misma que reconoce la administración de los recursos en su artículo 283, como un sistema económico popular y solidario, es así que, el 10 de mayo de 2011 se publicó en el Registro Oficial No. 444, la Ley Orgánica de la Economía Popular y Solidaria y del Sector Financiero Popular y Solidario (Ley EPS).

La economía social y solidaria es un sector amplio e importante, pese a estar diversificado y fragmentado. En el Ecuador hasta noviembre de 2016 se contabilizaron 8355 organizaciones en este segmento: 7371 enmarcadas en lo que se conoce como el sector real (asociaciones, cooperativas de economía popular y solidaria, organismos de integración y comunitarios). Allí se encuentran comunidades campesinas, grupos de artesanos y pequeños productores que se reparten principalmente en las provincias de Pichincha, Guayas, Manabí, Tungurahua y Azuay, según la lista de Organizaciones supervisadas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) a diciembre de 2016. Estas nuevas formas de organización de la sociedad y la economía, se fundamentan en las categorías de economía popular y solidaria. Sus actores muestran interés en convertirse en agentes de transformación, en un inicio de su propio accionar y posteriormente de su contexto social; por ello buscan en ampararse en el acceso a productos financieros adecuados a su realidad.

El Sistema Financiero ecuatoriano público y privado, busca priorizar el otorgamiento de créditos a organizaciones de ESS, lamentablemente el acceso por parte de ellas no ha sido lo suficientemente aprovechado, en virtud de que por razones administrativas no cumplen con los requisitos básicos para accederlos; desde ese punto de vista, las decisiones de otorgamiento de crédito se encuentran determinadas por una serie de variables, por mencionar, registro de impagos, número de años de funcionamiento de la organización, ingresos por ventas, posee garantías, destino de los recursos, posee créditos con otras instituciones y tipo de interés, etc. Obtener este tipo de información tiende a ser una tarea compleja, debido al carácter privado de la misma y al costo que esto implica. Sin embargo, su acertado uso facilita la predicción del acceso a crédito, con su consecuente impacto sobre el éxito institucional. Debido a estas condiciones, el desarrollo de herramientas de estimación financiera se ha visto en la necesidad de evolucionar a la par de la estadística y la

probabilidad, durante los últimos treinta años (Lyn, 2000).

La gestión crediticia por parte de las instituciones financieras, se fundamenta en el proceso que permita administrar correctamente cualquier incertidumbre que se conciba como un riesgo al momento de trasladar recursos monetarios a terceros, aquel que compete a este estudio se concentra en el riesgo de incumplimiento (*Default Risk*), que consiste en la imposibilidad económica que el solicitante del préstamo muestra al momento de pagar a tiempo sus cuotas periódicas pactadas con las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC).

La Superintendencia de Economía Popular y Solidaria de Ecuador mide el índice de morosidad como el porcentaje de la cartera total improductiva frente a la cartera total bruta. Los ratios de morosidad se calculan para el total de la cartera bruta y por línea de negocio. Según (Gaiger, 2004) la morosidad crediticia constituye una de los más importantes señales que advierten las crisis financieras. Además, se plantea que los problemas en la rentabilidad se agudizan si se toma en cuenta que la entidad financiera incrementa su cartera de créditos impagos, lo que resulta en la caída de las utilidades. Entonces, un aumento significativo en la morosidad puede provocar un problema de rentabilidad y liquidez, incluso se traduciría en la generación de pérdidas y déficit de provisiones. En este sentido una cooperativa de ahorro y crédito que empieza a sufrir un deterioro de su portafolio de créditos puede ver perjudicada su rentabilidad al aumentar la proporción de créditos con intereses no pagados.

En cuanto a la distribución de la morosidad y cobertura de oficinas por provincia se tiene: En 2016 la distribución geográfica de la morosidad se distingue que las provincias de la costa norte, como Esmeraldas, Manabí y Santa Elena, presentan las más altas tasas de morosidad de 11,7%, 15,5% y 13,97% respectivamente. Otro caso semejante son las de Zamora y Orellana. El sector de la costa sur, las provincias del Guayas, El Oro y Loja presentan una morosidad medianamente alta del 8,3%; 5,4% y 5,8% respectivamente. Para el caso de la sierra norte en su mayoría presentan una morosidad medianamente baja y aún más baja en Pichincha, Cañar y Azuay. Como casos particulares se tienen las provincias de Sucumbios y Pastaza que presentan una morosidad de 2,1% y 3,2% respectivamente (SEPS, 2016).

Evolución de la cobertura de créditos problemáticos se presenta así: La Superintendencia de Economía Popular y Solidaria mide la cobertura de créditos problemáticos como la relación entre "provisión constituida para cuentas incobrables" y la cartera improductiva (cartera problemática). Estos ratios de cobertura se calculan para todas las líneas de negocio. Es decir, mientras mayores sean los

valores de este índice, significa mayores provisiones contra pérdidas y por tanto mayor cobertura. El análisis de la información anteriormente citada, muestra que la morosidad es actualmente un fuerte problema a nivel nacional, situación que convoca en un menor desarrollo y sostenibilidad de la economía ecuatoriana. El objeto de estudio se concentra fundamentalmente en predecir probabilísticamente la ocurrencia de que una organización de la ESS sea morosa o no, al momento de cumplir con las obligaciones crediticias pactadas con alguna institución financiera, para el caso que compete con las COAC.

Bajo esta *conceptualidad*, como estrategia de investigación se construirá el modelo de Regresión Logística Binaria en la concesión de créditos, que sirva de modelo para las instituciones pertenecientes al Sistema financiero ecuatoriano, el mismo que pretende determinar la probabilidad de que la organización de ESS pueda calificarse como morosa o no morosa frente a sus deudas financieras. La regresión logística (RL) es una técnica que permite clasificar cualquier elemento, en función de sus medidas, en alguno de los grupos previamente definidos. (La clasificación se realiza apoyándose en los datos de la muestra) Un modelo de Regresión logística conlleva los siguientes elementos Básicos:

Variable respuesta o dependiente:

Es la variable (*cualitativa*) cuyos valores definen cada uno de los grupos. Cuando la variable respuesta asume sólo dos valores, se dice que es una variable respuesta binomial, y los valores que asume los podemos denotar arbitrariamente como 0 y 1. Si los valores que asume son 3 ó más, se dice que es una variable respuesta multinomial.

Variables explicativas o predictoras:

Son las variables (cualitativas o numéricas) que se utilizan para clasificar el elemento en cualquiera de los grupos.

Función logística:

Según cita Archer (2007) la función logística (cuando la variable respuesta es binomial) tiene la estructura:

$$p_i = 1/[1 + e^{(-B_0 - B_1x_1 - B_2x_2 - B_3x_3 + \dots)}]$$

(1)

Donde B₁, B₂,... son constantes que se estimarán en los denominados modelos, x₁, x₂,...son las variables predictoras y p_i es la probabilidad de que la variable respuesta asuma el valor de 1, (lo que implica que la probabilidad de que la variable respuesta asuma el valor de 0 es 1-p_i).

1.2 Revisión de la literatura

La Economía Social y Solidaria en Ecuador tiene su fundamento en la Constitución, desde su concepción, principios, incentivo y aplicación, determinados en los artículos 276, numeral 2; 277, numerales 3, 5 y 6; y, 311, principalmente. La investigación busca conocer y comprender a la economía social y solidaria, desde el punto de vista de la corriente humanista, en la cual el ser humano, está por encima de los intereses individuales generados a través del capital; adicional a este precepto (Díaz Álvarez, 2011) en su publicación "Otro Humanismo por Articular", manifiesta que el humanismo clásico, debe incluir preceptos pluralistas que permita relacionarse y comunicarse entre diversos grupos, para entender y enfrentar el comportamiento de los mercados.

Un mercado es el lugar donde se confronta la oferta y la demanda de bienes y servicios, muchas veces generados por los proyectos de inversión. Entonces, se considera a un proyecto como una planificación de actividades interrelacionadas entre sí que tienen un fin en común; algunos aspectos importantes que se deben considerar en un proyecto son el presupuesto que se requiere para llevarlo a cabo y el lapso de tiempo en que se va a desarrollar, entre algunos otros.

El objetivo de los proyectos productivos se centra en buscar rentabilidad económica, generando con ello un impacto positivo en la zona de su localización. (Pinaya ,2015).

Para ello, los proyectos productivos deben efectuar actividades de carácter social y privado, por un lado satisfacen las necesidades de la sociedad urbana o rural, a través de la prestación de bienes, sean estos productos o servicios; y por otro lado, generan recursos económicos a favor de sus inversores, los cuales muchas veces son asociaciones y cooperativas, en el sentido más general de agrupación comunitaria. (Pérez J, 2016)

Es importante conocer las concepciones y financiamientos de los proyectos relacionados con la producción, reproducción y distribución de los recursos, para lo cual es necesario identificar las políticas públicas que se han desarrollado en cuanto a la triangulación Estado-Mercado-Sociedad, que permita una institucionalización del sector en la economía nacional, así como lo señala en su estudio (Valenzuela Aguilar, 2012).

La presente investigación permitirá que se identifiquen las probabilidades de acceso a crédito por parte de las organizaciones del sector real de la economía al momento de buscar financiamiento de los proyectos productivos; para lo cual es necesario establecer aspectos de manejos administrativos y financieros, formas de operación, proyectos planeados, así como sus retos y desafíos; según lo señalado por (Cruz Cruz, 2013).

La información es relevante en el sentido, de que su análisis se lo hace a través de modelos estadísticos, que predigan un adecuado contraste y evaluación de la bondad de ajuste entre los datos recolectados y los pronosticados por el modelo; en otras palabras que la evaluación del modelo sea ajustada a la realidad lo más cercano posible.

Con relación a literatura referente al tema, se tiene evidencia a nivel internacional de métodos estadísticos que identifican inconvenientes y aceptaciones de créditos financieros plasmados en investigaciones realizadas por John P. Jordon en 1971, así como aquel modelo desarrollado por la Corporación de Crédito de Canadá utilizado en 1990.

Durante la década de 1980 se introdujo la regresión logística y la programación lineal, como métodos de cabecera para la construcción de puntuaciones crediticias. En la actualidad y a nivel internacional se han incorporado a esta área, técnicas de inteligencia artificial, como los sistemas expertos y las redes neuronales (Thomas, David, & Crook, *Credit scoring and its Applications*, 2002).

A nivel nacional, existen estudios realizados por alumnos en la disertación de su trabajo previo a la obtención del título de pregrado en Universidades como la de Chimborazo y la Universidad San Francisco de Quito.

Los anteriores estudios muestran que los procedimientos de otorgamiento de créditos en los mercados bancarios de los países en vías de desarrollo, tienden a ser limitados, debido a que los bancos e instituciones micro financieras carecen de la información necesaria sobre las empresas solicitantes. Los bancos más grandes cuentan con modelos estadísticos especializados para calificar el riesgo crediticio, sin embargo, a medida que el mercado financiero crece, las instituciones financieras afrontan una creciente competencia, no sólo de los bancos domésticos, sino también de los bancos extranjeros más sofisticados, lo cual les obliga a perfeccionar sus sistemas de evaluación crediticia (Thanh Dinh & Kleimeier, 2007).

Actualmente la Regresión Logística Binaria (RLB) es una herramienta de carácter inferencial que estima coeficientes estadísticos arrojados por el algoritmo de Walker-Duncan para la obtención de los estimadores de máxima verosimilitud; en general, la regresión logística es adecuada cuando la variable de respuesta Y es dicotómica, es decir, cuando solo hay dos posibles respuestas.

Es un método adecuado para calcular las probabilidades de incurrir en default, a pesar de esta bondad estadística, existen algunas características que limitan su poder predictivo; el comportamiento de los datos es quizá las más destacada, en virtud de que es posible que la RLB arroje resultados similares a aquellos de la

regresión lineal (Henley, 1995). Estos hallazgos se constatan en el estudio de Henley, quien descubrió que la similitud fue consecuencia de que una gran proporción de los sujetos analizados tenían probabilidades de estar asociados con un 'buen' comportamiento crediticio, comprendidas entre 0.2 y 0.8. En este caso, la LR se pudo haber aproximar por una línea recta.

1.3 Finalidad.

Objetivo General

Estructurar un modelo que prediga la morosidad de riesgo crediticio financiero cuyos recursos estarán destinados exclusivamente al financiamiento de proyectos productivos por parte de las Organizaciones de ESS.

Hipótesis:

Ho: hipótesis nula: La probabilidad de ocurrencia de la morosidad de las organizaciones de la ESS no se puede predecir por variables propias de los solicitantes.

H1: Hipótesis de trabajo: La probabilidad de ocurrencia de la morosidad de las organizaciones de la ESS se puede predecir por variables propias de los solicitantes.

Tabla No. 1

Definición de las variables para el modelo de Regresión Logística Binaria

VARIABLE	DEFINICION	VALORES
Dependiente:	Es aquella cuyo valor depende del valor numérico que adopta la variable independiente en la función (Krone, 1980; López, 2001)	
Morosidad	Incumplimiento de las obligaciones de pago	0 (OESS no morosas en pago de créditos para proyectos productivos); 1 (OESS morosas en pago de créditos para proyectos productivos)
Variables determinísticas:	Es la magnitud que puede tener un valor de los comprendidos en un conjunto, pero predecible con exactitud. (Krone, 1980; López, 2001).	
Impagos	Registra impagos	0 (No); 1 (Sí)
Tiempoem	Número de años de funcionamiento de la organización	
Ventasin	Ingreso por ventas	
Garantías	La organización posee garantías	0 (No); 1 (Sí)
Destino	Cuál es el destino de los recursos	0 (Otros); 1 (Proyectos productivos)
CredOlns	Posee créditos con otras instituciones	0 (No); 1 (Sí)

Fuente: elaboración propia (2017).

II METODOLOGÍA

El presente trabajo define una investigación cualitativa y cuantitativa, cuyo objetivo es entender el comportamiento de la morosidad financiera que presentan las organizaciones de la ESS, desde un escenario probabilístico. Para ello se procedió a recolectar información de un grupo de entidades financieras de la Economía Social y Solidaria, específicamente de las COAC, instituciones que tienen como clientes activos a dichas organizaciones.

Como métodos de estudio se han utilizado: Histórico-lógico; análisis-síntesis; y científico. El tipo de investigación será cuantitativo (correlacional), en virtud de que el instrumento aplicado será la recolección de información proporcionada por las COAC.

El diseño de la investigación será transversal, puesto que recolecta datos de un solo momento y en un tiempo único.

La metodología anterior adoptada, permitió establecer las principales variables que influyen en el pago de los créditos por parte de las organizaciones como clientes de las instituciones

financieras ecuatorianas. Ésta se concentra en identificar a las organizaciones que cumplen con sus obligaciones de aquellas que no lo hacen.

Se ha utilizado como herramienta de análisis metodológica el modelo multivariante de Regresión Logística Binaria, proceso estadístico que deberá probar múltiples modelos para quedarse con el más predictivo (menor error estándar y mayor coeficiente de determinación) y con el menor número de variables (es más armonioso).

De lo anterior, se desprende que el objetivo principal es explicar cómo la variable categórica dependiente morosidad crediticia (organización morosa 1; organización no morosa 0) predice el incumplimiento o no de las deudas financieras contraídas.

De esta premisa se tiene:

“Predicción de la morosidad crediticia: Una fórmula para calcular el riesgo crediticio.

Población:

Organizaciones de la Economía Social y Solidaria que actualmente tienen crédito con instituciones financieras (COAC); que se clasifiquen como

morosas y no morosas en el pago de sus obligaciones crediticias.

Las cooperativas de ahorro y crédito (COAC), pertenecientes al sector financiero popular y solidario (SFPS), representan una participación de 26,7% del total de cooperativas. Para el año 2016, este sector estaba compuesta por 1010 COAC, las cuales contaban con USD 5,127 millones de activos, equivalentes al 90% del total de activos del sector cooperativo.

Tabla 2.

Elementos y criterios de segmentación tomados en cuenta en la presente investigación

Elemento	Variable
Cobertura de la empresa	Organizaciones de la ESS a nivel provincial, registradas en el SRI.
Cobertura geográfica	Provincia de Pichincha y cantones que la integran.
Cobertura de actividad económica	Todas las actividades económicas según la CIU revisión 4, excepto actividades "T-Hogares como empleadores" y "U- Órganos extraterritoriales".
Período de referencia de la información	2016

Fuente: elaboración propia (2017).

Muestra:

La información oficial se tomó de la lista de organizaciones de la ESS supervisadas por la SEPS hasta septiembre de 2016, que optaron por crédito financiero en las cooperativas:

Cooperativa de ahorro y crédito 29 de octubre
 Cooperativa de ahorro y crédito San Francisco
 Cooperativa de ahorro y crédito Cooprogreso Ltda.
 Estas cooperativas están domiciliadas en la provincia de Pichincha, tanto en la ciudad de Quito como en los cantones de la misma.

Se encontraron registradas en estas cooperativas 779 organizaciones reguladas, pertenecientes a los tipos de organización:

- Cooperativas de servicio.
- Asociación de producción.
- Cooperativas de vivienda.
- Organismos de integración.

Se trabajó finalmente con 687 organizaciones del sector real que contaban con información completa. La información que sirvió de base, se fundamentó en función de las variables determinísticas citadas anteriormente en el modelo de Regresión Logística.

De esta forma se tiene:

$$n = \frac{N\sigma^2Z^2}{(N-1)e^2 + \sigma^2Z^2} \quad (2)$$

Donde:

n = el tamaño de la muestra.

N = tamaño de la población.

σ = Desviación estándar de la población.

Z = Valor obtenido mediante niveles de confianza.

e = Límite aceptable de error muestral.

Por tanto:

$$n = \frac{687 * (0,5)^2 * (1,96)^2}{((687-1) * (0,5)^2) + (0,5)^2 * (1,96)^2}$$

n = 248 organizaciones.

En consideración del sigilo financiero que caracteriza a cualquier entidad financiera, únicamente de 155 organizaciones se logró recopilar la información, constituyendo esta cifra el tamaño final de la muestra para la investigación. Se considera prudente el análisis de éste número de organizaciones, en virtud de que la investigación se concentra en el análisis de una variable muy conservadora y sensible, por lo que la muestra se limitó a la voluntad de los funcionarios de las COAC en la entrega de la información solicitada.

III RESULTADOS

III.1 Resumen de procesamiento de casos

Tabla 3.
Resumen de procesamiento de casos

Casos sin ponderar ^a		N	Porcentaje
Casos seleccionados	Incluido en el análisis	154	99,4
	Casos perdidos	1	,6
	Total	155	100,0

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

La tabla anterior muestra el número de casos generados en el computador 155, de los cuales se evidencia uno como perdido.

III.2 Codificación de variable dependiente

Tabla 4. Codificación de variable dependiente

Valor original	Valor interno (Y)
Organización No morosa	0
Organización Morosa	1

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

La variable dependiente es dicotómica, el software SPSS asigna el valor de 0 a organizaciones No morosas, y el valor de 1 a organizaciones morosas.

III.3 Resumen del modelo

Tabla 5.
Resumen del modelo

Escalón	Logaritmo de la verosimilitud -2	R cuadrado de Cox y Snell	R cuadrado de Nagelkerke
1	178,709 ^a	,662	,620
2	174,252 ^a	,686	,652

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

Los coeficientes de determinación que son explicados por este modelo, son razonablemente adecuados entre un 66,2% -ver R cuadrado de Cox y Snell- y un 62% -según el R cuadrado de Nagelkerke, esto explica que las variaciones de la variable Morosidad dependen de las variables independientes incluidas en el modelo.

II.4 Codificaciones de variables categóricas

Tabla 6.
Variables categóricas

		Frecuencia	Codificación de parámetro
			(1)
Créditos otras instituciones	No	99	1,000
	Si	55	0,000
Destino de recursos	Otros destinos	99	1,000
	Proyectos productivos	55	0,000
Posee garantías	No	103	1,000
	Si	51	0,000
Registra impagos	No	86	1,000
	Si	68	0,000

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

III.5 *Tabla bondad de ajuste*

Se evaluó la bondad de ajuste y significancia del modelo, mediante el uso de las pruebas estadísticas de Hosmer-Lemeshow, y Wald. Cuando el test Chi cuadrado de la prueba no es significativo, esto señala que no existen evidencias o motivos para pensar que los resultados predichos sean diferentes de los observados (o que si hay diferencias pueden explicarse razonablemente por el azar o error del muestreo) y que el modelo puede considerarse aceptable. (Lyn, T. C., 2000)

Tabla 7.

Tabla de bondad de ajuste Hosmer-Lemeshow

Número de Observaciones	155
Número de Grupos	10
Hosmer- Lemeshow chi2	10,1
Sig.	0,215

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

Para el estadístico de Wald, el indica que los parámetros estimados de las variables independientes son simultáneamente distintos de 0. Por lo tanto, la inclusión de estas características conduce a una mejor predicción del modelo. (Lemeshow, 2007).

III.6 *Tabla de clasificación*

Tabla 8.
Tabla de clasificación

Observado			Pronosticado		
			Morosidad		Corrección de porcentaje
			No Moroso	Moroso	
Paso 1	Morosidad	No Moroso	68	26	72,3
		Moroso	18	42	70,0
	Porcentaje global				71,4
Paso 2	Morosidad	No Moroso	68	26	72,3
		Moroso	18	42	70,0
	Porcentaje global				71,4

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

Se aprecia como el modelo obtenido clasificaría correctamente a sólo 42 (de los 60) organizaciones Morosas (Y=1), por lo que su sensibilidad sería del 70% (42/60); por el contrario clasifica correctamente a la mayoría de las organizaciones no Morosas (Y=0), en concreto a 68 de las 94 organizaciones “controles” de

nuestro estudio, por lo que la especificidad del modelo es del 72,3% (68/94). Y de forma global diríamos que ha clasificado correctamente al 71,4% de los individuos ([42+68]/154).

En la tabla de Clasificación se encuentra que el modelo tiene una especificidad alta de 72,3% y una sensibilidad normal de 70,0%.

III.7 Variables en la ecuación

Tabla 9.
Variables en la ecuación

		B	Error estándar	Wald	gl	Sig.	Exp(B)	95% C.I. para EXP(B)	
								Inferior	Superior
Paso 1 ^a	Registra impagos(1)	-1,809	,364	24,684	1	,000	,164	,080	,334
	Constante	,480	,250	3,693	1	,055	1,615		
Paso 2 ^b	Registra impagos(1)	-1,534	,385	15,864	1	,000	,216	,101	,459
	Posee garantías(1)	-,846	,399	4,501	1	,034	,429	,196	,938
	Constante	,885	,324	7,452	1	,006	2,424		

Nota. Resultados obtenidos del programa SPSS. V22

Las covariables: Registra Impagos y posee garantías incluidas en el modelo mantienen la significación estadística ($p < 0,05$) en el contraste de hipótesis que las relaciona con la variable dependiente Morosidad, en tanto que las otras variables arrojan valores por encima de dicho valor. La tabla “**Variables en la ecuación**” permite formular nuestro modelo logístico, siempre fijándonos en el último paso, se muestran los errores estándar, el estadístico de Wald, los grados de libertad, el p - valor o significación, los exponenciales de los estimadores y los intervalos de confianza para cada estimador al 95%.

IV DISCUSIÓN

Las COAC frente al nuevo escenario de 2018 que presenta el nuevo gobierno en Ecuador, deberán enfrentarse a la competencia no únicamente privada, sino también pública; el marco regulatorio del mercado financiero será más exigido y controlado, y sobre todo el manejo del riesgo crediticio será más estricto. Por ello, estas instituciones cada vez investigan y crean modelos estadísticos que les permitan discriminar de mejor manera a las organizaciones sujetas a crédito, en el sentido del cumplimiento de sus haberes crediticios.

Del modelo presentado en esta investigación se considera lo siguiente:

Se reduciría la morosidad crediticia, considerando las variables mayormente predictivas: Número de impagos y poseen garantías las OESS.

Rayo, Lara y Camino (2010) con respecto a los impagos manifiesta lo siguiente:

Identifica al incumplimiento de pago como un atraso que produce un coste para una institución financiera dada. Establecen que, para definir el incumplimiento, se deben presentar las siguientes condiciones:

- El atraso debe ser real, según las fechas estipuladas por las partes contratantes.
- El impago debe producirse, por lo menos, en una cuota.
- El atraso debe generar un coste adicional a la institución, generalmente, en términos de aquellos administrativos, asociados a la gestión y seguimiento del pago.
- Para el siguiente estudio, se definirá el concepto de incumplimiento como un periodo de atraso de mínimo de 30 días en el pago de una cuota de amortización.

Las garantías son todos los medios que respaldan o aseguran el pago o reembolso de los créditos otorgados. El requerimiento de garantías para respaldar los créditos que se otorgan, no está basado en previsión de tener que recurrir a un procedimiento judicial para obtener el reembolso. La garantía es un colateral, no es la base sobre la cual se fundamenta el crédito. (Mavila 2002).

En virtud de lo anterior, las OESS fueron clasificadas como sujetos activos de crédito al momento de obtener la información pertinente de las variables determinísticas del modelo de Regresión Logística.

El modelo de Regresión Logística Binaria predice el riesgo de impago con mayor exactitud y eficiencia, que los métodos tradicionalmente empleados por las COAC.

IV.1 Modelo de Regresión Lineal

Un modelo estadístico es una abstracción de la realidad, por lo que es indispensable que las COAC permanentemente definan e implementen sistemas de información más completos, en los que se incluyan variables determinísticas que vayan en función del entorno económico global y del sector real de la Economía Social y Solidaria, atributos selectivos según las exigencias del sistema

financiero ecuatoriano que permitan la adecuada discriminación entre los tipos de prestatarios.

Para el caso que compete, nótese como las variables: número de años de funcionamiento de la organización, ingresos por ventas, destino de los recursos, posee créditos con otras instituciones, y tipo de interés no han sido consideradas en el modelo; esto implica que no son lo suficientemente significativas y no guardan una estrecha correlación con la variable dependiente, por lo tanto no son importantes para la predicción probabilística.

La ecuación de probabilidad se establece de la siguiente manera:

$$p_i = 1/[1 + e^{(-B_0 - B_1x_1 - B_2x_2 - B_3x_3 + \dots)}]$$

(3)

Donde:

B₁, B₂,...son constantes que se estimarán en los denominados modelos.

X₁, X₂,...son las variables predictoras.

p_i es la probabilidad de que la variable respuesta asuma el valor de 1, (lo que implica que la probabilidad de que la variable respuesta asuma el valor de 0 es 1-p_i)

Reemplazando valores:

$$p_i = 1/[1 + e^{(-0.885 - 1.534 \text{registraimpagos} + 0.846 \text{poseegarantias})}]$$

IV.2 Aplicación Práctica del Modelo de Regresión Logística.

La cooperativa de transportes Taxi seguro, domiciliada en Quito, como organización de la ESS presenta la siguiente información:

Tabla 10. Información OESS

Registro de impagos:	0
Número de años de funcionamiento de la organización:	3
Ingresos por ventas:	3, 5
Posee garantías:	1
Destino de los recursos:	1
Posee créditos con otras instituciones:	0
Tipo de interés:	1

Fuente: elaboración propia (2017).

La probabilidad de ser organización morosa o no morosa es de:

$$p_i = 1/[1 + e^{(-0.885 - 1.534 \text{registraimpagos} + 0.846 \text{poseegarantias})}]$$

$$p_i = 1/[1 + e^{(-0.885 - 1.534*0 + 0.846*1)}]$$

$$p_i = 1/[1 + 0.961]$$

$$p_i = 0.53$$

En vista de que, en nuestro planteamiento, la categoría de 0 representa a las organizaciones no morosas y la de 1 representa a las morosas, $p_i = 0.51$ está mucho más cerca de 1 que de 0, entonces es muy probable que esta organización sea morosa. En específico, según estas inferencias, el $(0.53) (100\%) = 53\%$ probable de que sea morosa y el $(1 - 0.53) (100\%) = 47\%$ probable de que sea no morosa.

La tabla de clasificación, por defecto ha empleado un punto de corte (0.5) de probabilidad de Y para clasificar a los individuos. Esto significa que aquellas organizaciones de la ESS para las que la ecuación con éste único término, calcula una probabilidad $< 0,5$ se clasifican como no morosas de créditos $Y = 0$, mientras que si la probabilidad resultante es $\geq 0,5$ se clasifican como morosas de crédito $Y = 1$.

Al observar la tabla 9. Variables en la ecuación, se precisa que las variables determinísticas registro de impagos y posee garantías presentan niveles de significación inferior a 0.05, por lo que se aprueba la hipótesis alternativa:

H1: Hipótesis de trabajo: La probabilidad de ocurrencia de la morosidad de las organizaciones de la ESS se puede predecir por variables propias de los solicitantes.

V CONCLUSIONES

V.1 Conclusiones de la investigación

Los resultados obtenidos en esta investigación ponen de manifiesto la importancia que tiene el modelo de Regresión Logística, como herramienta de ayuda para el análisis del riesgo de impago de las obligaciones crediticias que mantienen las organizaciones de la ESS con las COAC; se consideran variables que no se tomaban en cuenta en el análisis tradicional por lo cual permite mejorar la toma de decisiones en base a la medición efectiva del riesgo.

El modelo planteado se ha comprobado con una muestra de 155 organizaciones de la ESS de una población de 687, localizadas en la provincia de Pichincha en Ecuador.

La capacidad predictiva del modelo 70 % coincide con la capacidad predictiva de ocurrencia determinada por el modelo generado por la Corporación de Crédito de Canadá, que fue aplicado a 9403 clientes del sector agropecuario en el año de 1990, cuya predicción de ocurrencia fue de 69.7%.

Se aprecia como el modelo obtenido clasificaría correctamente a sólo 42 (de los 60) organizaciones Morosas ($Y=1$), por lo que su sensibilidad sería del 70% (42/60); por el contrario, clasifica correctamente a la mayoría de las organizaciones no Morosas ($Y=0$), en concreto a 68 de las 94 organizaciones "controles" de nuestro estudio, por lo que la especificidad del modelo es del 72,3% (68/94). Y de forma global ha clasificado correctamente al 71,4% de los individuos ($[(42+68)/154]$).

La tabla de Clasificación señala que el modelo tiene una especificidad alta de 72,3% y una sensibilidad normal de 70,0%.

El modelo de Regresión Logística Binaria especificó que las variables independientes, registro de impagos anteriores; y, el sí poseen garantías, son altamente significativas. La variable registro de impagos anteriores tiene un efecto positivo en la variable dependiente, dado el signo del coeficiente asociado, por lo que un cambio de una unidad en la variable provoca un aumento en el logaritmo de la *odds* de la probabilidad de que un cliente sea moroso, en el valor del coeficiente respectivo, situación inversa ocurre con la variable posee garantías puesto que su coeficiente es negativo.

Se ha demostrado la **hipótesis alternativa**: la probabilidad de ocurrencia de la morosidad de las organizaciones de la ESS se puede predecir por variables propias de los solicitantes. El modelo arroja como variable determinística, el registro de impagos, en este sentido hay concordancia con los estudios realizados en países en vías de desarrollo por Schreiner (2004) y Thanh Dinh & Kleimeier (2007), donde se muestra que la variable, el incumplimiento en los pagos, tiene una alta incidencia como variable determinística al momento de solicitar un crédito bancario.

Según Van Gool (1997) el uso de variables como tipo de garantía, número de retrasos, deben ser utilizadas en los modelos estadísticos de predicción del riesgo crediticio, en virtud de que capturan la solidez financiera de los solicitantes de crédito.

Algunas variables que normalmente se han considerado importantes para el estudio de la morosidad crediticia, número de años de funcionamiento de la organización, ingresos por ventas, destino de los recursos, posee créditos con otras instituciones, entre otras; en la presente investigación se mostraron como poco trascendentes al momento de la determinación probabilística de que si una organización de la ESS sea morosa o no cuando reciben un préstamo de las instituciones financieras del sector real de la economía.

Es importante destacar, la herramienta estadística en estudio no reemplaza a los oficiales de crédito, quienes cuentan con el conocimiento y experiencia a la hora de evaluar a una determinada organización que solicite un crédito financiero.

La conclusión general que se resume es que la Regresión Logística Binaria es adecuada para el estudio y predicción de la morosidad, consiguiéndose una adecuada eficacia predictiva.

V.2 Implicaciones gerenciales

Los hallazgos del presente trabajo de investigación tienen relevancia en las organizaciones de la Economía Social y Solidaria, ya que específicamente impactan en su gestión crediticia que cae directamente en la generación del desempeño productivo empresarial. Por otro lado en la gestión administrativa y crediticia que desarrollarían las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COAC), que forman parte del Sistema Financiero ecuatoriano.

V.3 Futuras líneas de investigación

Con respecto a futuras líneas de investigación, es necesario recomendar ciertos estudios futuros relacionados a esta temática:

- Estudiar otros sectores productivos del Ecuador, de esta manera se puede entender el comportamiento de las empresas, así como modelar estadísticamente otros procedimientos de análisis del riesgo crediticio.
- Estudiar dentro del marco de la Economía Social y Solidaria, a las Unidades Económicas Populares (UEP), con una base de datos más grande y con una longitud más amplia.
- Analizar si el incumplimiento de pagos crediticios por parte de las UEP ha incidido o está afectando en la elevada deserción de las mismas del quehacer productivo ecuatoriano

VI. REFERENCIAS

- Archer, K., Lemeshow, S., & Hosmer, D. (2007). Goodness-of-fit tests for logistic regression models when data are collected using a complex sampling design
- Asamblea Nacional. (2011). *Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria*. (2011). Quito
- Cruz Cruz, R. H. (2013). *Repositorio UCE*. Recuperado de <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/1950>
- Díaz Álvarez, E. (2011). *Andamios, Revista de Investigación social UNAM: "Otro Humanismo por articular"*. Obtenido de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=62819894005>
- Gaiger, L. I. (2004). *Emprendimientos Económicos Solidarios*. Obtenido de <http://www.oescj.org.ec/pdf/biblioteca/libros/LaOtraEconomia-VariosAutores.pdf#page=229>
- Henley, W. (1995). *Statistical aspects of credit scoring*. The Open University, Milton Keynes
- Lyn, T. C. (2000). A survey of credit and behavioural scoring: forecastin financial risk of lending to consumers. (E. S. B.V, Ed.) *International Journal of Forecastin*, 16, 149- 172.
- Mavila H., Daniel. (2002) Fideicomiso en Garantía. *Industrial Data Revista de Investigación*. Instituto de Investigación de la Facultad de Ingeniería Industrial de la UNMSM Vol. 5 N° 2: 22-24.
- Pérez, C., Jaime. (2016) El financiamiento crediticio y su influencia en el desarrollo de proyectos productivos de organizaciones del sector real de la economía social y solidaria. *Revista de investigación Qualitas*. Vol. 12. Universidad Iberoamericana del Ecuador.
- Pinaya, H. (2015). *Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*. Recuperado el 22 de Diciembre de 2015, de <http://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/Riesgo%20de%20Cr%C3%A9dito%20Sector%20Financiero%20Popular%20y%20Solidario-%20actualizado%2011%20agosto-2015.pdf/ea0f593f-0d1a-4f25-81f9-0317e9877d30>
- Rayo, S., Lara, J., & Camino, D. (2010). Un Modelo de Credit Scoring para instituciones de microfinanzas en el marco de Basilea II. *Journal of Economics, Finance and administrative Science*, 15 (28), 89-124.
- Schreiner, M. (2004). Scoring Arrears at a Microlender in Bolivia. *Journal of Microfinance* , 6 (2), 65-88.
- Thanh Dinh, T. H., & Kleimeier, S. (22 de 6 de 2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market. *International Review of financial Analysis* .
- Thomas, L. C., David, E. B., & Crook, J. N. (2002). *Credit scoring and its Applications*. (S. o. Mathematics, Ed.) Philadelphia, Pennsylvania, Estados Unidos: Clarendon Press.
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. En: <http://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/APUNTE%20MUJERES%20SIN%20PORTADA.pdf/64d83fda-c05c-4bf9-b72e-a8c9d2278c52>. Fecha de consulta: febrero de 2016
- Valenzuela Aguilar, J. A. (2012). *Repositorio digital UCE; Tesis: "Propuesta de institucionalidad de del modelo de economía social y solidaria"*. Recuperado de: <http://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/811>
- Van Gool, J., Baesens, B., Sercu, P., & Verbeke, W. (2009). *An Analysis of the Applicability of Credit Scoring for Microfinance* . Katholieke Universiteit Lueven, Faculty of Business and Economics.