



# MINIMIZACIÓN DEL RIESGO CREDITICIO MEDIANTE LA APLICACIÓN DE LA METODOLOGÍA ECONOMETRICA BOX JENKINS

## MINIMIZING CREDIT RISK BY APPLYING THE BOX JENKINS ECONOMETRIC METHODOLOGY

Alisva Cárdenas-Pérez<sup>1</sup>; Marco Veloz-Jaramillo<sup>2</sup>; Alexis Valdivieso-Bonilla<sup>3</sup>;  
María Sánchez-Hidalgo<sup>4</sup>; Júlio Cezar Mairesse Siluk<sup>5</sup>

1,2 - Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolquí, Ecuador.

3,5 - Universidad Federal de Santa María (UFSM), Santa María, Brasil.

4 - Tecnológico Superior Universitario España, Ambato, Ecuador.

1. Email: [aacardenas@espe.edu.ec](mailto:aacardenas@espe.edu.ec) ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0483-6262>

2. Email: [maveloz1@espe.edu.ec](mailto:maveloz1@espe.edu.ec) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3178-7278>

3. Email: [alexis.valdivieso@acad.ufsm.br](mailto:alexis.valdivieso@acad.ufsm.br) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3374-2321>

4. Email: [maria.sanchez@iste.edu.ec](mailto:maria.sanchez@iste.edu.ec) ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2407-7964>

5. Email: [jsiluk@ufsm.br](mailto:jsiluk@ufsm.br) ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6755-7186>

Recibido: 11/03/2021 Aceptado: 23/06/2021

**Para Citar:** Cárdenas-Pérez, A., Veloz-Jaramillo, M., Valdivieso-Bonilla, A., Sánchez-Hidalgo, M., & Siluk, J. C. M. (2021). Minimización del riesgo crediticio mediante la aplicación de la metodología econométrica Box Jenkins. *Revista Publicando*, 8(30), 14-22. <https://doi.org/10.51528/rp.vol8.id2204>

### Resumen:

La economía popular y solidaria en Ecuador se compone tanto por las instituciones financieras cooperativistas, quienes arriesgan sus capitales, así como por los sujetos de crédito, que en su mayoría no poseen una cultura financiera que les permita mantener una capacidad de pago adecuado; esto deviene en la necesidad que presentan las IFs en lo referente a conocer el score crediticio de sus clientes y de esta manera poder minimizar el riesgo de no pago para evitar el incremento de indicadores como: cartera vencida, morosidad, insolvencia y activos improductivos. La investigación se realiza con enfoque cuantitativo, es bibliográfico y documental, descriptivo y correlacional. Uno de los principales hallazgos es que la aplicación del modelo logit incide en la gestión del score crediticio convirtiéndose en una herramienta financiera de mucha importancia en la toma de decisiones para la aprobación de créditos en las instituciones financieras de la economía popular y solidaria.

**Palabras clave:** Economía Popular y Solidaria, Modelo Logit, Score crediticio, Microfinanzas, Econometría.

### Abstract:

The popular and solidarity economy in Ecuador is made up of both cooperative financial institutions, who risk their capital, as well as credit subjects, most of whom do not have a financial culture that allows them to maintain an adequate payment capacity; This results in the need that FIs present in relation to knowing the credit score of their clients and in this way being able to minimize the risk of non-payment to avoid the increase in indicators such as: past due portfolio, delinquency, insolvency and non-performing assets. The research is carried out with a quantitative approach, it is bibliographic and documentary, descriptive and correlational. One of the main findings is that the application of the logit model affects the management of the credit score, becoming a very important financial tool in decision-making for the approval of credits in financial institutions of the popular and solidarity economy.

Keywords: Popular and Solidarity Economy, Logit Model, Credit Score, Microfinance, Econometrics.



## INTRODUCCIÓN

**L**as Cooperativas de Ahorro y Crédito dinamizan la economía mediante la colocación de créditos pero sobre todo microcréditos, enfocados en los sectores de la Economía Popular y Solidaria que por su propia concepción presentan un alto nivel de riesgo crediticio, de ahí la necesidad de promover la creación de herramientas que ayuden a realizar un análisis de los sujetos de crédito como parte inseparable del proceso de otorgamiento del préstamo financiero, disminuyendo las probabilidades de que estos se conviertan en préstamos incobrables ocasionando pérdidas de liquidez importante y afectando en la rentabilidad de las instituciones financieras (Baltazar, 2016).

El riesgo crediticio, al no contar con instrumentos que posibiliten su detección y análisis, suscita la pérdida de competitividad de las instituciones financieras, genera desconfianza entre sus socios y lleva a situaciones de quiebra, por tanto, gestionar el riesgo de crédito mediante una herramienta cuantitativa como el modelo econométrico LOGIT, ayuda a la obtención de resultados que dejan de lado la subjetividad por parte del agente de crédito al momento de realizar el análisis de la solicitud de crédito, poniendo énfasis en el cumplimiento de los requisitos exigidos por las instituciones financieras (Pardo, 2019).

La bondad que oferta la aplicación de un modelo Logit es que permite el estudio de variables nominales u ordinales en función de variables cuantitativas y cualitativas, lo que ayuda en la

explicación de una variable de corte cualitativo a través de variables que se encuentra en diferentes escalas de medición (Llano & Mosquera, 2006). En este sentido, un modelo Logit bien especificado, constituye una herramienta interesante y necesaria para efectos de la disminución del riesgo de crédito en instituciones que componen la Economía Popular y Solidaria, especialmente en economías consideradas emergentes como la ecuatoriana, en donde los índices de morosidad son altos dadas las altas probabilidades de incumplimiento de las obligaciones financieras por parte de los deudores (De la Cruz, 2012).

En el presente estudio, se presenta una aplicación del modelo Logit mediante el análisis de diversos indicadores financieros, se espera que la aplicación de esta herramienta ayude en el proceso de control y mitigación de los riesgos crediticios a los que se exponen las cooperativas de ahorro y crédito con la gestión adecuada de sus procesos de análisis a los sujetos de crédito.

## METODOLOGÍA

La metodología utilizada en la presente investigación se basó en los métodos exploratorio, descriptivo y analítico; para el tratamiento de la información y en la búsqueda de aprobación de la hipótesis alternativa o nula se aplicó la regresión lineal con mínimos cuadrados ordinarios, análisis de varianza y coeficiente de determinación  $R^2$  para interpretar la relación entre las variables. Se tomó el total de la población puesto que solamente



son 8 Cooperativas de Ahorro y Crédito las que se encuentran en el segmento 1 de la provincia de Tungurahua: CAC Oscus, CAC San Francisco, CAC El Sagrario, CAC Cámara de Comercio de Ambato, CAC Mushuc Runa, CAC Ambato, CAC Kullki Wasi y CAC Chibuleo.

Para la recopilación y análisis de datos cuantitativos se utilizó los datos obtenidos en la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria en su página web oficial, la información cualitativa se la obtuvo con la información entregada por las Cooperativas referente al carácter crediticio de los socios. En el caso de la variable incumplimiento de pago, se utilizó las escalas del nivel de riesgo calificado como normal (0), potencial (0), deficiente (1), de dudoso recaudo (1) y de pérdida (1); para la variable de rentabilidad se consideró el Rendimiento del Patrimonio (ROE) y el Rendimiento del Activo (ROA); para el índice de liquidez se tomó los valores en efectivo que cada Cooperativa reportó hasta diciembre 2020, así como el porcentaje de cartera en mora.

Para la construcción del Modelo Logit se consolidó una base de datos de más de 11.000 clientes de las 8 Cooperativas de ahorro y crédito de la provincia de Tungurahua, con información de los socios como: edad, género, estado civil, nivel educativo, años de experiencia laboral, nivel de ingresos mensuales, incumplimiento de pago, dentro de otras variables cualitativas y cuantitativas. Posteriormente se aplicó las 4 fases de la metodología Box Jenkins: especificación, en donde se eligió las variables y se estableció la ecuación; la estimación, en la que se consolidó la

base de datos y se estimaron los parámetros; la comprobación, donde se verificó si el modelo se encuentra ajustado a lo que se especificó previamente y finalmente, la explotación, donde se interpretó y se utilizó el modelo.

## RESULTADOS

A continuación, se procede a realizar un resumen de los resultados de la aplicación del modelo Box Jenkins:

### a) Especificación del modelo

$$z = B_0 + B_1(x_1) + B_2(x_2) + B_n(x_n) + \mu$$

$$Inc = B_0 + B_1(ed) + B_2(dgen) + B_3(dne) + B_4(dec) + B_5(ing) + \mu$$

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

Donde:

*Inc*= índice crediticio

*ed*= edad

*dgen*= género

*dne*= nivel educativo

*dec*= estado civil

*ing*= ingresos

### b) Estimación

Debido a la gran cantidad de socios con los que cuentan las 8 Cooperativas de Ahorro y Crédito estudiadas, se procede a resumir en la siguiente tabla la base de datos construida.



**Tabla 1**  
*Variables analizadas en los socios de las COAC's*

Cliente	Calificación de Riesgo	Inc	Edad	Género	DGEN	Nivel Educativo	DNE	Estado civil	DEC	Ingresos Mensuales
1	C	1	30	2	0	2	1	5	0	400
2	D	1	49	1	1	3	0	2	1	300
3	D	1	26	1	1	1	1	1	0	300
4	C	1	45	1	1	2	1	5	0	300
5	C	1	34	2	0	2	1	5	0	300
6	C	1	26	2	0	1	1	5	0	300
7	C	1	39	2	0	5	0	5	0	300
8	D	1	50	1	1	3	0	3	0	300
9	D	1	37	1	1	3	0	1	0	300
10	D	1	46	1	1	4	0	3	0	300
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
2498	C2	1	36	1	1	2	1	4	0	350
2499	A2	0	48	2	0	2	1	2	1	146
2500	A3	0	48	2	0	4	0	2	1	136

Fuente: COAC's del segmento 1 de la provincia de Tungurahua.

A cada una de las respuestas de las variables cualitativas se les ha asignó un valor cuantitativo para poder estimarlas, luego se procedió a establecer la calificación del riesgo de crédito.

Las variables fueron establecidas de acuerdo a lo siguiente:

*ed*= edad cumplida

*dgen*= género (1= hombre; 0=mujer)

*dne*= nivel educativo (1= ninguna-primaria; 2=secundaria; 3= superior (técnico); 4= tercer nivel; 5=cuarto nivel)

*dec*= Estado civil (1=soltero; 2=casado; 3=divorciado; 4=viudo; 5=unión libre)

*ing*= Ingresos

La estimación de los parámetros arrojó los siguientes resultados:

$$Inc = -6,8051 + 0,2079 (ed) + 3,0511 (dgen) - 0,4192 (dne) - 0,5101 (dec) - 0,0007 (ing)$$



Figura 1  
Cálculo de parámetros en el sistema E-views

Dependent Variable: INC  
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)  
Date: 01/28/21 Time: 20:31  
Sample: 1 2500  
Included observations: 2500  
Convergence achieved after 6 iterations  
Coefficient covariance computed using observed Hessian

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-6.805105	0.362180	-18.78931	0.0000
EDAD	0.207893	0.010261	20.26080	0.0000
DGEN	3.051072	0.195085	15.63972	0.0000
DNE	-0.419231	0.141187	-2.969333	0.0030
DEC	-0.510102	0.172987	-2.948794	0.0032
ING	-0.000740	0.000180	-4.105721	0.0000
McFadden R-squared	0.510206	Mean dependent var	0.746800	
S.D. dependent var	0.434932	S.E. of regression	0.296439	
Akaike info criterion	0.559074	Sum squared resid	219.1636	
Schwarz criterion	0.573052	Log likelihood	-692.8426	
Hannan-Quinn criter.	0.564149	Deviance	1385.685	
Restr. deviance	2829.117	Restr. log likelihood	-1414.559	
LR statistic	1443.432	Avg. log likelihood	-0.277137	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	633	Total obs	2500	

A continuación, se procede a calcular la z, utilizando la información del cliente número 1 obteniendo lo siguiente:

$$Inc = -6,8051 + 0,2079 (30) + 3,0511 (0) - 0,4192 (1) - 0,5101 (0) - 0,0007 (400)$$

$$Inc = Z = -1,2835$$

Este proceso se lo repite para cada uno de los clientes, mediante una hoja de cálculo el proceso se torna sencillo al tener estimada la fórmula general puesto que únicamente se va reemplazando la información de cada variable.

Para proceder a calcular la probabilidad, se aplica la siguiente fórmula:

$$p = \frac{e^z}{1 + e^z}$$

$$p = \frac{e^{-1,2835}}{1 + e^{-1,2835}} = p = \frac{0,27705^{-1,2835}}{1 + 0,27705^{-1,2835}} = 21,69\%$$



c) Comprobación de hipótesis

Finalmente se realiza la comprobación de los coeficientes mediante el cálculo de sus probabilidades, las que deben ser menores a 0,05.

Tabla 2  
*Comprobación de Coeficientes mediante p-valor*

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Probabilidades
C	-6.805105	0.362180	-18.78931	0.0000
EDAD	0.207893	0.010261	20.26080	0.0000
DGEN	3.051072	0.195085	15.63972	0.0000
DNE	-0.419231	0.141187	-2.969333	0.0030
DEC	-0.510102	0.172987	-2.948794	0.0032
ING	-0.000740	0.000180	-4.105721	0.0000

Fuente: Bases de datos y sistema Eviews.

Hipótesis planteada:

Ho: Los coeficientes de las probabilidades no son iguales a 0.

Hi: Los coeficientes de las probabilidades son iguales a 0

Con un nivel de significancia de 0,05 y al cumplir la hipótesis de que las betas calculadas son menores a esa probabilidad se rechaza la H0 y se acepta sus valores para la aplicación del modelo planteado.

d) Pronóstico del modelo

La aplicación de un modelo probabilístico LOGIT sí ayuda en la gestión del riesgo crediticio que presentan los socios para las cooperativas de ahorro y crédito de la provincia de Tungurahua ante sus posibilidades de endeudamiento. Una de las interpretaciones que oferta el modelo planteado es que un sujeto de crédito que posea

como características ser mujer, soltera, de 30 años, cuyo nivel de educación no sobrepase la secundaria y perciba un ingreso básico unificado en Ecuador, presenta una probabilidad de riesgo crediticio del 21,69%.

## DISCUSIÓN

Al preguntarnos ¿cómo se puede disminuir el riesgo de crédito de quienes desean adquirir un crédito dentro del sistema cooperativista perteneciente a la SEPS en Ecuador? se comenzó por determinar algunas variables cuantitativas y cualitativas que puedan dar cuentas de su existencia en mayor o menor probabilidad, en el transcurso de este análisis es posible pensar que algunas variables cualitativas no son consideradas para el análisis del score crediticio en la actualidad como el género o el estado civil, lo que con las pruebas de comprobación de hipótesis aplicadas al modelo Logit se puede decir que sí son explicativas





e importantes para tener en cuenta y lograr un buen análisis del riesgo crediticio de cada socio antes de otorgar un préstamo.

Los hallazgos de este estudio demuestran que el riesgo crediticio puede ser controlado o minimizado mediante el análisis de variables no solo de tipo cuantitativas sino también cualitativas. En este sentido, se puede pensar que, por ejemplo, el estado civil de los sujetos de crédito influye negativamente en su capacidad de cumplimiento de las obligaciones financieras adquiridas, lo que es posible atribuir a las cargas familiares que el cliente posea, sin embargo, este análisis queda abierto por lo que se recomienda abordar un nuevo estudio que permita aclarar si estas variables por sí solas se encuentra correlacionadas.

La hipótesis nula se rechaza, lo que significa que los coeficientes calculados arrojan resultados confiables, es decir que este modelo puede ser usado con el cálculo de estas estimaciones para que los agentes de crédito tengan herramientas de análisis crediticio que implica considerar la subjetividad dentro de una corriente de carácter objetiva muy arraigada en la actualidad. Los datos arrojados en este estudio permiten reflexionar que variables cualitativas como por ejemplo el nivel de educación influyen negativamente, es decir que a mayor nivel de estudio menor riesgo crediticio presentará el sujeto de crédito y que en sentido general la probabilidad de que el primer cliente de la base de datos recopilada en esta investigación posea un alto riesgo crediticio es de 21,69%, considerando que esta cliente tiene 30 años, es mujer, su nivel educativo es de hasta secundaria, no está casada y su ingreso mensual es de 400 dólares, se podría decir entonces que su score crediticio es bueno y no representa un alto nivel de

riesgo para la institución financiera.

Los procesos ARIMA no son sencillos, agregar variables diferentes pueden explicar una misma probabilidad de ocurrencia (Veloz & Cárdenas-Pérez, 2018), por lo que es necesario realizar las comprobaciones de hipótesis como se lo establece en esta investigación, esto no quiere decir que no existan otras variables cuantitativas y cualitativas que puedan predecir la probabilidad del riesgo de crédito de un sujeto pasivo, más dejan abierto este campo de la econometría para que más investigadores puedan aplicar nuevas variables cuya inclusión podría cambiar los resultados del modelo especificado.

En este sentido, este tipo de herramientas son consideradas como un conjunto de modelos de decisión que ayudan a los prestamistas a tomar mejores decisiones (Thomas, Edelman y Crook, 2012), la diferencia con el modelo aquí presentado es que en esta investigación se consideran variables de corte cualitativo como explicación de clientes en bancarota y no bancarota, o más responsables en el cumplimiento de sus obligaciones financieras, lo que evidencia la probabilidad que un cliente cumpla o no con sus obligaciones a partir de información personal como su estado civil, educación, género.

Con esta investigación, se deja abierta la pregunta sobre si los modelos de credit scoring aplicados actualmente en las diferentes instituciones financieras ayudan realmente en los procesos de anticipación de su aprobación o negación, pero también sobre cómo se puede lograr que estos modelos sean útiles para los procesos de seguimiento, cobranza y recuperación del préstamo, mediante el establecimiento de



variables que sean significativas para captar cartera que se ajuste a los perfiles de riesgo crediticio de cada institución.

Los modelos de credit score son útiles para la predeterminación de la capacidad de pago de los sujetos pasivos que requieren préstamos de las instituciones financieras, cada método tiene ventajas y desventajas (Yu, 2008), los modelos tradicionales de regresión lineal, por ejemplo, permiten que cualquier persona puede usarlos sin la necesidad de comprender a fondo el problema, son fáciles de interpretar (Cárdenas-Pérez & Benavides, 2021), mientras que modelos logarítmicos necesitan que sus variables cumplan con algunos supuestos predeterminados por el investigador (Paredes, 2018).

Esto hace que sea difícil determinar cuál es la mejor metodología para la construcción de modelos econométricos que compruebe el score crediticio, especialmente en economías que se mueven en entornos de alta incertidumbre como las de los países latinoamericanos (Kosacoff & Ramos, 2006), a menos que se minimicen las posibles asimetrías de información tanto de riesgo moral como de selección adversa mediante un acuerdo de cooperación entre los prestamistas en donde compartan información de sus clientes (Fernández, 2015).

## CONCLUSIONES

El análisis del score de crédito en las cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 de la provincia de Tungurahua que se presenta en esta investigación pone atención a los peligros que las instituciones financieras enfrentan en el caso de no realizar un adecuado estudio previo de sus potenciales clientes. Desde el año 2020 con la

presencia de la pandemia por COVID-19, las instituciones financieras analizadas presentan un índice de morosidad en ascenso, siendo el más alto registrado en abril 2020, bordeando un 6% durante los meses decretados de emergencia sanitaria en Ecuador, lo que a la actualidad ha ido en descenso mediante la aplicación de reestructuraciones y refinanciamientos a los deudores, especialmente aquellos que han perdido su trabajo, cerrado su negocio o se han enfermado gravemente

El modelo Logit para la medición del índice de crédito que se ha desarrollado en esta investigación consideró variables cuantitativas como: ingresos y edad; en las variables cualitativas se tomó: género, educación y estado civil; con esta herramienta econométrica se puede establecer el perfil de los posibles sujetos de crédito así como sus colaterales, lo que sin duda es de suma importancia para tomar la decisión final de la aprobación o no de un crédito, especialmente en situaciones económicas de alto riesgo como la que el mundo enfrenta en la actualidad.





## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Baltazar, C. (2016). Modelo de gestión del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Mirachina. Ambato: Universidad Católica del Ecuador
- Cárdenas-Pérez, A.; Benavides Echeverría, I. (2021). Explicación del crecimiento económico de la Economía Popular y Solidaria mediante la aplicación del modelo econométrico de Regresión Lineal y Múltiple. *Revista Publicando*, v. 8, n. 28, pág. 74-84.
- De la Cruz, A. (2012). Análisis y evaluación del riesgo crediticio en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Indígena SAC, utilizando el método de Basilea II. Latacunga: Escuela Politécnica del Ejército.
- Fernández, J. (2015). Los modelos de intercambio de información crediticia. *Avances recientes. Análisis Económico*, 30(74), 33-52.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2010). *Econometría* (quinta edición). México: Editorial Mc. Graw Hill.
- Jaramillo, M. V., & Cárdenas-Pérez, A. (2019). Modelización econométrica bajo la metodología de box-jenkins. Estudio empírico a la liquidez del sistema financiero ecuatoriano. *Investigación Operacional*, 39(4), 592-606.
- Kosacoff, B., & Ramos, A. (2006). Comportamientos microeconómicos en entornos de alta incertidumbre: la industria argentina.
- Llano, L., & Mosquera, V. (2006). El Modelo Logit una alternativa para medir probabilidad de permanencia estudiantil. Manizales: Universidad de Colombia.
- Sampieri, R. J. (2014). *Metodología de la Investigación*, México: Mc Graw Hill.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B. y Crook, J. N. (2002). *Credit scoring and its applications*. (SIAM monographs on mathematical modeling and computation.) Includes bibliographical references and index. ISBN-10: 0-89871-483-4 (pbk.) ISBN-13: 978-0-898714-83-8 (pbk.). Philadelphia: University City Science Center.
- Paredes, C., y Córdor, J. 2018. "Reporte comportamiento crediticio sectorial". Subdirección de estadísticas y estudios: SBS.
- Pardo, O. (2019). Perfil de riesgo de crédito para cooperativa en Villavicencio a partir de un modelo Logit. Bogotá: Universidad & Empresa.
- Yu, L. (2008). *Bio-inspired credit risk analysis: computational intelligence with support vector machines*. Berlin: Springer Verlag.
- Yunus, M. (1998). *Hacia un mundo sin pobreza*. Santiago de Chile: Andrés Bello.