



ARTÍCULO ORIGINAL

Puntuación de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo mediante regresión logística

Credit score at Jardín Azuayo Savings and Loan Cooperative using logistic regression

Pontuação de crédito na Cooperativa de Poupança e Empréstimo Jardim Azuayo usando regressão logística



Daniele Covri Rivera
daniele.covri@ucacue.edu.ec

Andrea Elizabeth Maldonado Ambrosi
aemaldonadoa55@est.ucacue.edu.ec

Universidad Católica de Cuenca. Cuenca, Ecuador

Escanea en tu dispositivo móvil

o revisa este artículo en:

<https://doi.org/10.33996/revistaneque.v6i14.108>

Artículo recibido el 2 de noviembre 2022 / Arbitrado el 15 de diciembre 2022 / Publicado el 9 de enero 2023

RESUMO

Las Cooperativas tienen la capacidad de incentivar y promover el desarrollo local en zonas urbanas y rurales mediante sus recursos financieros, filosofía y valores. El uso de datos primarios otorgados por la misma cooperativa constituye uno de los valores añadidos esenciales. Por ello, el objetivo del estudio fue determinar la puntuación de crédito de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito (COAC) Jardín Azuayo con la finalidad de obtener beneficios crediticios. Para el desarrollo metodológico se realizó bajo el un modelo Logit binario, en donde doce variables seleccionadas permiten predecir el cumplimiento de la devolución del préstamo por parte del socio. Al final, se pudo comprobar una alta capacidad predictiva del modelo, cercana al 90% de observaciones. Para finalizar se encontró que los socios solicitan crédito con una menor tasa de interés, residen en la zona urbana, refinancian un crédito, pagan semestralmente, solicitan un microcrédito de acumulación ampliada, porque tienen mayores probabilidades de incumplir en el pago en el tiempo adecuado.

Palabras clave: Cooperativa de ahorro y crédito; Logit; Puntuación de crédito

ABSTRACT

Cooperatives have the capacity to encourage and promote local development in urban and rural areas through their financial resources, philosophy and values. The use of primary data provided by the cooperative itself constitutes one of the essential added values. Therefore, the objective of the study was to determine the credit score of the members of the Jardín Azuayo Savings and Loan Cooperative (COAC) in order to obtain credit benefits. The methodological development was carried out under a binary Logit model, where twelve selected variables allow predicting the member's compliance with loan repayment. In the end, it was possible to verify a high predictive capacity of the model, close to 90% of observations. Finally, it was found that members apply for credit with a lower interest rate, reside in the urban area, refinance a loan, pay semi-annually, apply for an extended accumulation microcredit, because they are more likely to default on repayment in a timely manner.

Key words: Credit union; Logit; Credit score

RESUMEN

As cooperativas têm a capacidade de incentivar e promover o desenvolvimento local em áreas urbanas e rurais por meio de seus recursos financeiros, filosofia e valores. O uso de dados primários fornecidos pela própria cooperativa é um dos valores agregados essenciais. Portanto, o objetivo do estudo foi determinar a pontuação de crédito dos membros da Cooperativa de Crédito e Poupança Jardim Azuayo (COAC) para obter benefícios de crédito. A metodologia foi desenvolvida por meio de um modelo logit binário, no qual doze variáveis selecionadas preveem o desempenho do membro no pagamento do empréstimo. Ao final, foi possível verificar uma alta capacidade preditiva do modelo, próxima a 90% das observações. Por fim, verificou-se que os membros solicitam crédito com uma taxa de juros mais baixa, residem na área urbana, refinanciam um empréstimo, pagam semestralmente, solicitam um microcrédito de acumulação estendida, porque são mais propensos a não pagar o reembolso em tempo hábil.

Palavras-chave: Cooperativa de poupança e crédito; Logit; Pontuação de crédito

INTRODUCCIÓN

Las Cooperativas tienen la capacidad de incentivar y promover el desarrollo local en zonas urbanas y rurales mediante sus recursos financieros, filosofía y valores. Desde la perspectiva financiera, las cooperativas mantienen el dinero de los socios dentro de la misma localidad, brindando mediante créditos los ahorros depositados para velar por el bienestar de la comunidad. Estas entidades financieras están insertadas dentro de lo que se conoce como sector económico popular y solidario, el cual es definido como un conjunto de formas para crear una organización económica-social dentro de la que sus integrantes, colectivo o individualmente, pueden desarrollar procesos de producción, para tener un intercambio, comercialización, financiamiento y consumo de bienes y servicios (Superintendencia de Economía Popular y Solidaria, 2012).

El principal negocio de las cooperativas es el otorgamiento de créditos, pero cuando este no se cancela Puertas y Martí (2013) indican que se generan costos financieros y administrativos para tratar de recuperarlos. Por esta razón, las instituciones financieras están siendo cada vez más atentas en su proceso de puntuación de crédito, puesto a que su cuenta de resultados se ve afectada. Los modelos de puntuación de crédito son algoritmos que analizan de forma técnica el riesgo crediticio de una persona que solicita un crédito, la clasifican en una clase de riesgo buena o mala basándose en su probabilidad de caer en mora. Surge entonces las preguntas de investigación sobre ¿cuáles son los factores que permiten discriminar y predecir la probabilidad que un socio de la cooperativa caiga en mora? y, ¿Qué importancia relativa tiene cada uno de estos predictores?

En este contexto, el propósito de este estudio es determinar la puntuación de crédito de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito (COAC) Jardín Azuayo. Esta pudiera ser definida como una sociedad cooperativa segura, participativa e incluyente. Además, contribuye a mejorar las condiciones de vida de las comunidades a través de servicios financieros y educación cooperativa, con calidad y cercanía. Por ello, el cooperativismo es una opción de vida que impulsa una sociedad solidaria (Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo, 2022). Esto con la finalidad de obtener resultados que benefician directamente a la COAC en su toma de decisiones en cuanto a préstamos

a socios; otra razón de ser de esta investigación es la presentación de un modelo de regresión que puede ser replicable.

MÉTODO

Para cumplir con el objetivo del estudio que se llevó a cabo se empleó el modelo de regresión logística. Este modelo considera una variable dependiente binaria, es decir que toma valor uno si el individuo cayó en mora y 0 en el caso contrario, y considera regresores que en su mayoría son factores o, dicho de otra forma, son variables categóricas. Aquí el método de estimación implementado es el de log máxima verosimilitud, el cual es el de mayor consideración al de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) para este tipo de modelos probabilísticos.

Cabe mencionar que los datos fueron proporcionados por la misma cooperativa, los cuales abarcó un horizonte temporal que fue desde el año 2016 hasta el 2021. Para la elaboración del modelo econométrico se utilizó el software Stata versión 16. En la estimación se utilizaron más de 115 mil observaciones y se delimitaron 12 variables predictoras. La base de datos que se utilizó en este estudio, fue proporcionada por la COAC Jardín Azuayo y abarca más de 115 mil créditos en donde fueron considerado el periodo antes mencionado hasta la fecha de corte del 30 de diciembre de 2021.

Con relación a la variable dependiente Mora toma valor igual a 1 si el cliente ha caído en mora y toma valor igual a 0 si no lo ha hecho. De las 41 variables proporcionadas se delimitaron 12 como explicativas. A continuación, se hace una breve descripción de cada uno de los predictores y después la Tabla 1 muestra la codificación.

Tabla 1. Descripción de los predictores.

Forma de pago	Es la cadencia temporal con la que el socio cancela su crédito.
Nombre del producto	Es el nombre del crédito proporcionado por la cooperativa.
Monto solicitado	Es la cantidad de dinero solicitada a la cooperativa al momento de requerir el crédito.
Tasa de interés	Se maneja de acuerdo al producto del crédito, el cual puede ser ordinario, sin ahorro, emergente y comercial.
Número de cuotas	es el total a pagar dividido en el tiempo acordado entre el socio y la cooperativa.

Tipo de crédito	La Junta de Regulación Monetaria y Financiera emitió la segmentación del crédito, esta se encuentra dividida en: consumo prioritario que se divide en los siguientes productos: inmobiliario de vivienda, microcrédito agricultura y ganadería, microcrédito minorista, microcrédito de acumulación simple y microcrédito de acumulación ampliada y estos a su vez se dividen en: productivo PYMES y productivo empresarial (Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo, 2022).
Estado del crédito	es la condición en la que se encuentra cada crédito de los socios.
Garantía	es el respaldo que presenta el solicitante de crédito que asegura a la cooperativa que cancelará sus obligaciones financieras.
Localidad	hace referencia a la provincia donde reside el socio.
Actividad económica del socio	Es la actividad a la que se dedica el socio.
Zona de residencia	Puede ser urbano o rural.
Número de créditos	Es el total de créditos que tiene un socio en el sistema financiero.

El criterio para la selección de variables predictoras se basó, en primer lugar, en el marco teórico. En segundo lugar, un requisito fue que existieran suficientes observaciones para la variable seleccionada, es decir con pocas bservaciones ausentes y al mismo tiempo que existiese una variación en los valores de la misma, ello para la correcta estimación. Como en la mayoría de modelos Logit, este ha sido estimado con el método de log máxima verosimilitud.

Entonces, en la sección de resultados se muestran los coeficientes computados, los efectos marginales, los cuales son “comparables” a los coeficientes presentados en las regresiones estimadas por mínimos cuadrados ordinarios y los odds ratio que cuantifican las posibilidades de incumplimiento. Se habla en este caso de posibilidades y no probabilidades puesto que los valores no resultan comprendidos entre 0 y 1. En todos los casos, debido a que, a excepción de la tasa de interés, los predictores son variables categóricas, la interpretación de los valores numéricos proporcionados se hace en referencia a la categoría 1 de cada variable, denominada categoría base.

Tabla 1. Codificación de variables.

Variable	Etiqueta en Stata	Categoría
Días de mora	MORA	1 = Si es moroso 0= Si no es moroso
Forma de pago	FORPAGO	1= Si el pago es anual 2= Si el pago es trimestral 3= Si el pago es mensual 4= Si el pago es semestral 5= Si los pagos son cuatrimestral, bimensual, al vencimiento, cada nueve meses, semanal y quincenal.
Nombre del producto	NOMBREPROD	1= Línea de crédito 2= Ordinario 3= Sin ahorro 4= Extraordinario, desarrollo PYMES, vivienda, ñukanchi, comercial empresarial, crédito puente y sin ahorro verde.
Número de cuotas	NUMCUOTAS	1= Si es menor a 50 2= Si es mayor a 49 y menor a 100 3= Si es mayor a 99
Tipo de crédito	TIPOCRED	1= Crédito de consumo (CO) 2= Microcrédito de acumulación ampliada (MA) 3= Microcrédito agricultura y ganadería (MG) 4= Microcrédito minorista (MM) 5= Microcrédito de acumulación simple (MS) 6= Productivo PYMES (CY), inmobiliario de vivienda (IN) y productivo empresarial (CM).
Clasificación industrial internacional uniforme de todas las actividades económicas (CIU NIVEL 1)	ACTIVECO	1= Si es agricultura, ganadería y pesca (A). 2= Si son industrias manufactureras (C). 3= Comercio al por mayor y al por menor (G). 4= Si es transporte y alimentación (H). 5= Si son actividades de alojamiento y de servicio de comidas (I). 6= Actividades de servicios administrativos y de apoyo (N). 7= Actividades de los hogares como empleadores; actividades no diferenciadas de los hogares como productores de bienes y servicios para uso propio (T).

Variable	Etiqueta en Stata	Categoría
Clasificación industrial internacional uniforme de todas las actividades económicas (CIU NIVEL 1)	ACTIVECO	8=Actividades inmobiliarias(L), construcción(F), otras actividades de servicios (S), artes de entretenimiento y recreación (R), actividades profesionales científicas y técnicas (M), suministro de electricidad, gas, vapor y aire acondicionado (D), explotación de minas y canteras (B), información y comunicación (J), enseñanza (P), actividades de atención de la salud humana y de asistencia social(Q), vivienda (V), administración pública y defensa; planes de seguridad social de afiliación obligatoria (O), distribución de agua; alcantarillado, gestión de desechos y actividades de saneamiento (E), actividades financieras y de seguros (K) y actividades de organizaciones y órganos extraterritoriales (U).
Zona de residencia	URBANO	1= Urbano 0= Rural
Número de créditos	CRÉDITOS	1= Si es menor a 3 2= Si es mayor a 2 y menor a 11 3= Si es mayor a 10
Estado crédito	ESCRED	1= Novada 2= Original 3= Reestructurada 4= Refinanciada
Garantía	GARANTÍA	1= Garantías personales con firmas de terceros (GP) 2= Garantías quirografarias sin garantes (GQ) 3= Garantía real (GR) 4= Garantías mixtas compuestas por garantías personales, hipotecarias y fiduciarias (GT).
Monto original	MONTORI	1= Si es menor a 4000 2= Si es mayor a 3999 y menor a 7000 3= Si es mayor a 6999 y menor a 13000 4= Si es mayor a 12999

Variable	Etiqueta en Stata	Categoría
Provincia	LOCALIDAD	1= Azuay 2= Cañar 3= El Oro 4= Guayas 5= Loja 6= Morona Santiago 7= Pichincha 8= Santa Elena 9= Barcelona, Caracas, Carchi, Carolina del Norte y del Sur, Chimborazo, Connecticut, Cotopaxi, Esmeraldas, Filipinas, Florida, Galápagos, Georgia, Florida, Illinois, Imbabura, Iowa, Leon, Los Ríos, Madrid, Maryland, Massachusetts, Minneapolis, Minnesota, Murcia, Napo, New Jersey, New York, Newar, Ohio, Ontario, Orellana, Pastaza, Santo Domingo de los Tsáchilas, Texas, Tungurahua, Valencia, Wisconsin y Zamora Chinchipe.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados de la estimación Logit son visibles en la Tabla 2, se encuentran tal vez valores un poco inesperados a priori, es decir que un incremento de la tasa de interés parece reducir la probabilidad de caer en mora. Al mismo tiempo, si el cliente reside en el sector urbano es más probable que no cumpla con su obligación. Al aumentarse el número de créditos otorgados por parte de la institución se reduce la probabilidad de la variable dependiente. Por lo que se refiere al estado del crédito (ESCRED), la categoría base es renovada que representa la operación de représtamo mediante la cual se extingue la obligación original vigente y nace una nueva y distinta de la anterior.

Las otras categorías, representadas por original reestructurada y refinanciada respectivamente, tiene mayor probabilidad de incumplimiento. En cuanto a la forma de pago, respecto a la categoría base anual, las otras periodicidades comportan un incremento en la probabilidad de no devolver el préstamo. Ahora, al considerar la variable tipo de crédito, aquí la categoría base está representada por el crédito al consumo y respecto a esta el microcrédito de acumulación ampliada, el microcrédito de

agricultura y ganadería y el microcrédito de acumulación simple conllevan una mayor probabilidad de caer en mora por parte del socio.

Al contrario, el productivo Pymes e inmobiliario de vivienda y el productivo empresarial resultan más seguros. Por su parte el microcrédito minorista no resulta estadísticamente significativo. Puede resultar de seguro interés analizar la variable MONTORI, de hecho, al incrementarse el monto de crédito solicitado los efectos marginales negativos se hacen más grandes o, dicho de otro modo, se incrementa la posibilidad de no cumplir con las obligaciones. En particular, respecto a la categoría base constituida por préstamos inferiores a los 4 mil dólares, la categoría dos, la cual conlleva créditos entre cuatro y siete mil dólares incrementa la posibilidad de caer en mora en un 3% aproximadamente. Para la categoría tres, con montos comprendidos entre siete y trece mil dólares, el porcentaje se eleva por encima del 4% y finalmente, para la categoría cuatro que considera montos superiores a los trece mil dólares este porcentaje resulta superar el 5%.

Otro hallazgo es que, al aumentarse el número de cuotas, aumenta la probabilidad de la variable predicha. Considerando la variable nombre producto, la categoría base está en este caso representada por la línea de crédito. Mirando la última columna de los odds ratio se puede inferir que la categoría tres, sin ahorro, conlleva casi 8 veces más de posibilidades de caer en mora respecto a la línea de crédito mencionada. Al contrario, los otros productos, constituidos por el ordinario y el extraordinario reducen las posibilidades de incumplimiento.

Otra variable de interés del estudio está representada por la actividad económica y aquí, respecto a la agricultura, ganadería y pesca resultan estadísticamente significativas con coeficientes positivos los servicios administrativos y de apoyo, las actividades de los hogares y la categoría ocho que engloba todas las demás actividades. La variable Garantía tiene como categoría base las garantías personales con firmas de terceros. Respecto a esta, las garantías quirografarias sin garante reducen la probabilidad de incumplimiento, mientras que las otras dos garantías la incrementan, es decir, las garantías mixtas y las reales o hipotecarias.

Como última variable se tiene la localidad de residencia del socio, en donde la provincia de comparación está determinada por el Azuay. Entonces, respecto a esta y de un grado creciente en cuanto a probabilidad de caer en mora están respectivamente la provincia del Guayas, Loja y sobre todo la de Santa Elena

con 1.34 veces más de posibilidades de que los socios aquí no respeten las obligaciones de pago en el tiempo establecido. Al contrario, en la provincia de Cañar parece que disminuye, si bien de forma muy modesta (0,6% si se mira al efecto marginal), la probabilidad de la dependiente. Por lo que se refiere a la correcta especificación del modelo, el mismo predice correctamente en casi el 88% de observaciones.

Tabla 1. Codificación de variables.

Variable	Coefficiente	Efectos marginal	Odds ratio
Tasint	-0.859***	-0.083	0.424
1.urbano	0.221***	0.021	1.248
Escred			
2	0.141***	0.013	1.151
3	1.564***	0.217	4.778
4	0.577***	0.060	1.780
Creditos			
2	-0.323***	-0.031	0.724
3	-0.506***	-0.045	0.603
Forpago			
2	1.028***	0.060	2.797
3	1.306***	0.085	3.691
4	0.933***	0.052	2.542
5	0.430**	0.019	1.537
Tipocred			
2	0.751***	0.083	2.118
3	0.584***	0.061	1.793
4	-0.096	-0.008	0.909
5	0.821***	0.093	2.273
6	-2.056***	-0.090	0.128
Montori			
2	-0.269***	-0.029	0.764
3	-0.428***	-0.044	0.652
4	-0.511***	-0.051	0.600
Numcuotas			
2	0.111***	0.011	1.118
3	0.462***	0.050	1.588

Variable	Coefficiente	Efectos marginal	Odds ratio
Nombreprod			
2	-0.945***	-0.035	0.389
3	2.129***	0.218	8.410
4	-1.667***	-0.048	0.189
Activeco			
2	0.083	0.007	1.086
3	-0.057	-0.005	0.945
4	-0.101*	-0.008	0.904
5	-0.026	-0.002	0.975
6	0.249**	0.023	1.282
7	0.765***	0.083	2.149
8	0.359***	0.034	1.431
Garantia			
2	-0.650***	-0.053	0.522
3	0.121***	0.013	1.129
4	0.226**	0.024	1.254
Localidad			
2	-0.066**	-0.006	0.936
3	-0.030	-0.003	0.970
4	0.134***	0.013	1.144
5	0.184***	0.019	1.202
6	-0.029	-0.003	0.971
7	0.014	0.001	1.014
8	0.300***	0.031	1.349
9	-0.014	-0.001	0.986

Nota: No se han incluido los niveles de confianza en los efectos marginales y en los odds ratio puesto que resultan muy parecidos a los encontrados para los coeficientes. Los asteriscos indican el nivel de confianza: * 90%, ** 95%, *** 99%.

Discusión

Pandey et al., (2021) señalan como el modelo Logit representa una de las más poderosas y populares técnicas de clasificación para las puntuaciones de crédito. De hecho, Panyagometh (2019) afirma que este método comparado con el tradicional, es capaz de garantizar menor sesgo, mayor celeridad y proporciona una medición consistente de la solvencia de los socios. Para Bardos (2007) quien argumenta que el modelo Logit, respecto a otros modelos estadísticos, tiene las características de ser

semiparamétrico, es lineal en la fórmula, tiene una cierta sensibilidad con respecto a la muestra, puede incorporar variables cualitativas y es directamente interpretable en cuanto a resultados.

Campbell et al., (2008) en su estudio aplicado a los créditos sin garantía en EE. UU. evalúan si existe discriminación racial en la asignación de los préstamos y no encuentran evidencia en tal sentido para los créditos que fueron rechazados a pesar de contar con una puntuación suficiente. La evidencia no es tan clara para el caso opuesto, es decir de los créditos que fueron otorgados a individuos que no contaban con una puntuación mínima.

También, Danis y Pennington-Cross (2008) evaluaron la morosidad de las hipotecas en EE. UU. y encontraron que las probabilidades de incumplimiento se incrementan en el caso de nuevos créditos otorgados a individuos de baja puntuación, con reducida o nula documentación inherente el mercado inmobiliario y que adquieren casas cuyos precios son estables o a la baja. Desde un punto de vista estadístico Clapp et al., (2006) sugieren incorporar en las estimaciones la heterogeneidad inobservable en variables predictoras como el ingreso y la edad, entre otras.

De forma similar, Guevara et al., (2022) consideran el riesgo de crédito de personas naturales aplicado a una caja de compensación familiar colombiana y encontraron entre otros resultados que, mediante el análisis estadístico de variables cuantitativas, los meses de mora, el score interno, el plazo y la tasa de interés constituyen predictores importantes para el modelo. De manera novedosa, Liu et al., (2019) aplican la inteligencia artificial al modelo Logit para la puntuación de crédito en China. Sin embargo, los resultados dependen de la validez e integridad de las muestras recolectadas también otra posible limitación a la validez externa del estudio está representada por el indicador escogido para la variable dependiente y la selección de los predictores, puesto que pueden variar según el contexto cultural y geográfico.

Una investigación a ciertos rasgos similar a la que se propone en el presente artículo es la de Fengge y Jing (2013) puesto que el análisis se centra en considerar los microcréditos en su mayoría destinados al sector agrícola rural. Los principales hallazgos indican que, con la finalidad de estimar una buena puntuación de

crédito, es importantes la disponibilidad de una buena base de datos de los socios, la cual debe estar periódicamente actualizada. Además, se debe combinar el análisis cuantitativo con el cualitativo, este último determinado por el juicio subjetivo del empleado que otorga los créditos en base a su experiencia. En fin, otra recomendación que se hace es que los empleados deben tener el conocimiento necesario sobre microfinanzas y la institución debe encargarse de su entrenamiento y evaluación.

CONCLUSIONES

Este artículo analizó la puntuación de crédito (credit score) para los clientes de la Cooperativa Jardín Azuayo considerando un periodo comprendido entre el 2016 y el 2021. El modelo estimado implementó un modelo Logit, el cual resultó ser robusto en cuanto predice correctamente en la mayoría de casos. La variable dependiente caer en mora fue explicada por doce predictores seleccionados en base al marco teórico y la disponibilidad de la base de datos.

Lo que se encontró fue que individuos que solicitan un crédito con una menor tasa de interés, que residen en la zona urbana, que refinancian un crédito, que pagan semestralmente, que solicitan un microcrédito de acumulación ampliada tienen mayores probabilidades de incumplir en el pago en el tiempo adecuado. Así mismo, esta probabilidad de incumplimiento se incrementa si el monto solicitado y el número de cuotas es mayor, si el nombre del producto es sin ahorro, si se cuenta con actividades de los hogares como empleadores y si los socios residen en Guayas, Loja o Santa Elena.

La investigación resulta novedosa, pudiera así ser replicada para otras instituciones financieras y para futuros estudios se recomienda el uso combinado de nuevas técnicas de Machine Learning.

Aspectos Éticos – Legales. Los autores declaran haber respetado las normas éticas salvaguardando lo establecido en el ejercicio profesional.

Conflicto de Intereses. En la presente investigación los autores declaran no haber incurrido en ningún conflicto que desglose cualquier interés personal al realizar el presente artículo.

REFERENCIAS

- Bardos, M. (2007). What is at stake in the construction and use of credit scores? *Computational Economics*, 29(2), 159-172. doi:10.1007/s10614-006-9083-x
- Campbell, R., Roberts, B., y Rogers, K. (2008). An evaluation of lender redlining in the allocation of unsecured consumer credit in the US. *Urban Studies*, 45(5-6), 1243-1254. doi:10.1177/0042098008089867
- Clapp, J. M., Deng, Y., y An, X. (2006). Unobserved heterogeneity in models of competing mortgage termination risks. *Real Estate Economics*, 34(2), 243-273. doi:10.1111/j.1540-6229.2006.00166.x
- Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo. (2022). ¿Quiénes somos? - Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo. Jardín Azuayo. Recuperado agosto 11, 2022, de <https://www.jardinazuayo.fin.ec/quienes-somos>
- Danis, M. A., y Pennington-Cross, A. (2008). The delinquency of subprime mortgages. *Journal of Economics and Business*, 60(1-2), 67-90. doi:10.1016/j.jeconbus.2007.08.005
- Fengge, Y., y Jing, W. (2013). Agriculture microfinance risk control based on credit score model in China. In 2013 6th International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering (Vol. 3, pp. 316-320). IEEE.
- Guevara, D. E. R., Garcia, J. F. R., Carrasquilla, A. T., y Echeverri, E. A. J. (2022). Modelación de riesgo de crédito de personas naturales. Un caso aplicado a una caja de compensación familiar colombiana. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 29-48.
- Liu, C., Huang, H., Lu, S. (2019). Research on Personal Credit Scoring Model Based on Artificial Intelligence. In: Sugumaran, V., Xu, Z., P., S., Zhou, H. (eds) Application of Intelligent Systems in Multi-modal Information Analytics. MMIA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 929. Springer, Cham. https://doi-org.vpn.ucacue.edu.ec/10.1007/978-3-030-15740-1_64
- Pandey, A., Shukla, S., y Mohbey, K. K. (2021). Comparative analysis of a deep learning approach with various classification techniques for credit score computation. *Recent Advances in Computer Science and Communications*, 14(9), 2785-2799. doi:10.2174/2666255813999200721004720
- Panyagometh, K. (2019). Impact of baseline population on credit score's predictive power. *Economics and Sociology*, 12(1), 262-269. doi:10.14254/2071-789X.2019/12-1/15
- Puertas, R., y Martí, M. (2013). Credit scoring analysis. *Revista de Administração de Empresas*, 53(3). Clarivate. <https://doi.org/10.1590/S0034-75902013000300007>
- Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2012, 10). *Boletín de Coyuntura N°1. El Sector Económico Popular y Solidario en Ecuador*. Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. <https://www.seps.gob.ec/documents/20181/26626/El%20sector%20económico%20popular%20y%20solidario%20en%20Ecuador%20final.pdf/ac0cded6-d7bc-4fb7-8c6a-46e9010aa4c8>