



Ajuste de modelo de predicción para el incumplimiento de pagos de créditos en la cooperativa de ahorro y crédito educadores de Chimborazo en Ecuador

Adjustment of a prediction model for loan defaults at the Chimborazo Teachers' Savings and Credit Cooperative in Ecuador

Ajuste de um modelo de previsão de inadimplência de empréstimos na Cooperativa de Poupança e Crédito de Professores de Chimborazo, no Equador

Delia Estefanía Ruiz Luna ^I

delia.ruiz@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0009-0006-4709-3066>

Manuel Antonio Meneses Freire ^{II}

ameneses@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-8182-3153>

Correspondencia: delia.ruiz@unach.edu.ec

Ciencias Económicas y Empresariales
Artículo de Investigación

* **Recibido:** 16 de junio de 2025 * **Aceptado:** 21 de junio de 2025 * **Publicado:** 30 de junio de 2025

- I. Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba, Ecuador.
- II. Doctorado en Estadística e investigación Operativa, Universidad Nacional de Chimborazo, Doctor en Matemática, Riobamba, Ecuador.

Resumen

El presente estudio tiene como objetivo identificar los factores determinantes en la probabilidad de incumplimiento de pago de créditos en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores de Chimborazo, mediante la aplicación de un modelo de regresión logística multinomial. Para ello, se analizaron las características sociodemográficas, económicas y operativas de los socios de la entidad con especial énfasis en variables como el tipo de garante, nivel de estudios, actividad económica, tipo de vivienda, estado de operación y causal de vinculación. La metodología implementada permitió estimar la probabilidad de pertenencia a diversas categorías de riesgo crediticio comprendida entre A2 bajo riesgo y E alto riesgo. Los resultados evidencian que ciertos perfiles, particularmente aquellos con niveles educativos bajos, vinculaciones no formales y condiciones habitacionales precarias, presentan mayor propensión al incumplimiento. El modelo fue validado mediante la prueba global de significancia y el R^2 McFadden, obteniéndose un valor p inferior a 0.05 y un R^2 de 0.61 lo cual indica un buen ajuste. Además, la matriz de clasificación arrojó una precisión del 79.72% confirmando la robustez del enfoque empleado. Este análisis contribuye al fortalecimiento de los procesos de evaluación crediticia en la cooperativa, permitiendo desarrollar estrategias eficientes de prevención del riesgo, y la focalización de políticas financieras y promoción de la inclusión económica responsable.

Palabras clave: morosidad; modelo multinomial; incumplimiento de pago; riesgo crediticio.

Abstract

This study aims to identify the factors determining the probability of loan default at the Chimborazo Educators Savings and Credit Cooperative by applying a multinomial logistic regression model. To this end, the sociodemographic, economic, and operational characteristics of the entity's members were analyzed, with special emphasis on variables such as the type of guarantor, educational level, economic activity, housing type, operating status, and cause of membership. The methodology implemented allowed for the estimation of the probability of belonging to various credit risk categories ranging from A2 (low risk) to E (high risk). The results show that certain profiles, particularly those with low educational levels, informal relationships, and precarious housing conditions, are more prone to default. The model was validated using the global significance test and the McFadden R^2 test, obtaining a p -value less than 0.05 and an R^2 of 0.61,

indicating a good fit. Furthermore, the classification matrix yielded an accuracy of 79.72%, confirming the robustness of the approach used. This analysis contributes to strengthening the cooperative's credit assessment processes, enabling the development of efficient risk prevention strategies and the targeting of financial policies and the promotion of responsible economic inclusion.

Keywords: delinquency; multinomial model; payment default; credit risk.

Resumo

Este estudo tem como objetivo identificar os fatores que determinam a probabilidade de inadimplência de empréstimos na Cooperativa de Poupança e Crédito de Educadores de Chimborazo, aplicando um modelo de regressão logística multinomial. Para isso, foram analisadas as características sociodemográficas, econômicas e operacionais dos membros da entidade, com ênfase especial em variáveis como o tipo de fiador, nível educacional, atividade econômica, tipo de moradia, situação operacional e causa da associação. A metodologia implementada permitiu estimar a probabilidade de pertencer a várias categorias de risco de crédito, variando de A2 (baixo risco) a E (alto risco). Os resultados mostram que certos perfis, particularmente aqueles com baixos níveis educacionais, relacionamentos informais e condições precárias de moradia, são mais propensos à inadimplência. O modelo foi validado usando o teste de significância global e o teste McFadden R^2 , obtendo um valor de p menor que 0,05 e um R^2 de 0,61, indicando um bom ajuste. Além disso, a matriz de classificação produziu uma precisão de 79,72%, confirmando a robustez da abordagem utilizada. Esta análise contribui para o fortalecimento dos processos de avaliação de crédito da cooperativa, possibilitando o desenvolvimento de estratégias eficientes de prevenção de riscos, o direcionamento de políticas financeiras e a promoção da inclusão econômica responsável.

Palavras-chave: inadimplência; modelo multinomial; inadimplência; risco de crédito.

Introducción

El riesgo de incumplimiento de pagos en las cooperativas de ahorro y crédito representa un desafío significativo para su sostenibilidad financiera y sostenibilidad a largo plazo. La Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores de Chimborazo no es ajena a esta problemática, lo que plantea la necesidad de determinar qué modelo matemático se ajusta mejor para predecir la probabilidad de

incumplimiento de pagos de créditos en función de las características de los socios deudores desde el mes de enero de 2023 hasta noviembre de 2024.

La gestión eficaz del riesgo crediticio ha sido ampliamente abordada en el ámbito financiero, debido a la importancia de poder estimar la probabilidad de retorno de la inversión para disminuir el riesgo y establecer convenios entre el prestatario y el prestador. (Marcalla, 2022), donde se destaca la aplicación de modelos matemáticos y estadísticos para mejorar la capacidad predictiva de incumplimientos y optimizar la toma de decisiones en la asignación de créditos. En este sentido, la presente investigación se enfoca en ajustar el modelo matemático, que permite analizar los factores que influyen en el incumplimiento de pagos en la cooperativa mencionada, con el fin de identificar patrones comunes entre los socios morosos y poder así mejorar la gestión del riesgo crediticio.

En los últimos años, diversas investigaciones han abordado la problemática del riesgo crediticio en instituciones financieras, proponiendo modelos estadísticos para su evaluación y predicción. Un estudio en este campo es el de (Ruilova, 2005), quien aplicó un modelo de regresión logística múltiple con el objetivo de desarrollar un sistema de credit scoring para identificar a los solicitantes con mayor riesgo de incumplimiento en una institución del sistema financiero. Su trabajo demostró que es posible discriminar entre buenos y malos pagadores utilizando variables cuantificables relacionadas con el perfil socioeconómico de los clientes.

En la misma línea, un estudio realizado en la Cooperativa de Ahorro y crédito Jardín Azuayo (Covri Rivera & Maldonado Ambrosini, 2023) utilizó un modelo Logit para estimar la probabilidad de morosidad, incorporando variables como tipo de crédito, periodicidad de pago, ubicación geográfica y garantía. Esta investigación evidenció la utilidad de los modelos probabilísticos para tomar decisiones más informadas en la gestión del riesgo crediticio, proponiendo como ventaja el análisis individual de cada socio con base en sus características específicas.

Por su parte, (Flores Sánchez, Campoverde, Romero Galarza, & Coronel Pangol, 2021) presentó una aproximación predictiva del riesgo crediticio en el sector alimenticio, empleando regresión logística para evaluar la morosidad comercial. Su enfoque metodológico incluyó pruebas estadísticas como el test de Wals y curvas ROC para validar la precisión del modelo. Los resultados confirmaron la eficacia de las herramientas estadísticas para anticipar el incumplimiento de pagos, permitiendo una mejor planificación de políticas de crédito.

El desarrollo de modelos de predicción del riesgo crediticio se basa en la aplicación de técnicas como modelos de regresión, simulación histórica, métodos de análisis de tendencias, método de simulación Monte Carlo. Estos métodos permiten realizar simulaciones y predicciones de datos financieros e identificar los posibles riesgos. (Izurieta, Pérez, Ramos, & Fuentes, 2022). Estas metodologías permiten evaluar la solvencia de los solicitantes y anticipar posibles incumplimientos, contribuyendo a una mejor asignación de los recursos financieros y a la reducción de la morosidad en las cooperativas.

En este contexto, el presente estudio se enmarca en la necesidad de mejorar los mecanismos de evaluación crediticia mediante el uso de herramientas matemáticas que permitan una estimación precisa del riesgo de incumplimiento. Un modelo de predicción adecuado ayudará a la cooperativa a minimizar sus pérdidas, así como facilitará una gestión eficiente de los créditos, beneficiando a la entidad como a los socios.

Por lo que, la hipótesis del estudio plantea que el ajuste de un modelo de predicción basado en técnicas estadísticas y matemáticas permitirá estimar con mayor precisión la probabilidad de incumplimiento de pagos en la cooperativa, Para esto, se realizará un análisis detallado de las variables financieras y socioeconómicas de los socios deudores facilitadas por en la entidad bancaria, utilizando métodos cuantitativos que posibiliten la identificación de patrones de comportamiento crediticio. Este estudio contribuirá al campo de la gestión financiera y la administración del riesgo crediticio, proporcionando una metodología aplicable en cooperativas similares que buscan mejorar su estabilidad y eficiencia en la concesión de créditos.

Metodología

El presente estudio se enmarca en el enfoque cuantitativo, dado que se fundamenta en la recolección y análisis numérico de datos con el propósito de probar hipótesis y establecer relaciones estadísticas entre variables. De acuerdo con Hernández Siampieri et al. (2014), el enfoque permite medir fenómenos, utilizar instrumentos estandarizados y aplicar procedimientos estadísticos en el análisis de los datos. En este sentido, a través del ajuste de un modelo matemático multinomial, se busca establecer patrones de comportamiento con base en características cuantificables de los socios deudores, permitiendo una predicción objetiva y medible de la probabilidad de morosidad. Según Hernández Sampieri et al (2014), los estudios descriptivos buscan especificar propiedades, características y perfiles de personas, grupos, comunidades o fenómenos que se someten a análisis,

sin explicar porque ocurren dichos fenómenos, sino describiendo como se manifiesta. De tal manera, este estudio, es descriptivo porque busca caracterizar las variables asociadas al incumplimiento de pagos por parte de los socios morosos de la cooperativa identificando patrones comunes en función de sus características personales y crediticias.

Se ha adoptado un diseño no experimental y transversal, debido a que se observan las variables independientes en su contexto natural sin modificaciones, permitiendo identificar asociaciones entre los factores sociodemográficos y financieros de los socios y su estado de cumplimiento crediticio. Además, el estudio es de tipo transversal, porque la recolección de datos se realizó en un corte temporal, lo que posibilita capturar las características actuales del fenómeno sin necesidad del seguimiento longitudinal. Esto es coherente con lo señalado por (Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, Metodología de la investigación., 2014), quienes afirman que en este tipo de diseño no se construyen situaciones, sino que se observan fenómenos tal como se dan en su realidad.

La población de estudio está constituida por los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores de Chimborazo que han accedido a créditos en el lapso de enero 2023 y noviembre 2024. Se empleó un muestreo no probabilístico por conveniencia, considerando a los socios cuya información financiera y sociodemográfica estaba completa y disponible para su análisis y tomando exclusivamente a aquellos socios que presentaron morosidad en sus pagos. Esta selección intencional responde al objetivo de identificar patrones y características comunes entre los deudores que incumplen con sus obligaciones crediticias.

Los datos fueron recolectados y proporcionados por la cooperativa de ahorro y crédito Educadores de Chimborazo, desde su base de datos interna de crédito. Posteriormente, los datos fueron limpiados y preparados para su análisis estadístico, asegurando su confiabilidad y pertinencia para el ajuste del modelo matemático. Para realizar el ajuste se ha considerado los modelos multinomiales, mismos que fueron introducidos por McFadden en 1974, estos son una herramienta de análisis que siguen una distribución multinomial y utilizan el método de máxima verosimilitud para estimar las probabilidades asociadas a cada elección.

Es decir, este, modelo permite modelar la probabilidad de pertenencia a cada categoría en función de un conjunto de variables explicativas, manteniendo como referencia una categoría base, realiza un proceso generador multinomial y la relación entre los regresores y las variables respuesta se da en términos de las probabilidades asociadas a la elección de diferentes alternativas a las cuales se

ven enfrentados los individuos, y la parametrización de estas en términos de las variables de control. (Ramírez , Guarín, & Torres, 2012) Entonces, sea Y la variable dependiente categórica con J niveles y sea $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_p)$ el vector de las p variables predictoras, el modelo presenta la probabilidad de que la observación i pertenezca a la categoría j ($P = Y_i = j$) en función de las variables predictoras de la siguiente manera:

$$P(Y_i = j | X_i = x_i) = \frac{\exp(\beta_{j0} + \beta_{j1} x_{i1} + \beta_{j2} x_{i2} + \dots + \beta_{jp} x_{ip})}{1 + \sum_{k=1}^{J-1} \exp(\beta_{k0} + \beta_{k1} x_{i1} + \dots + \beta_{kp} x_{ip})}$$

Y la probabilidad de pertenecer a la categoría base J es:

$$P(Y_i = J | X_i = x_i) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{J-1} \exp(\beta_{k0} + \beta_{k1} x_{i1} + \dots + \beta_{kp} x_{ip})}$$

Donde:

- Y_i es la categoría de calificación para la observación i .
- β_{j0} es el intercepto para la categoría j relativa a la categoría base.
- β_{jk} es el coeficiente para la k – ésima variable predictora y la categoría k relativa a la categoría base.

Para evaluar la validez y calidad del modelo se utilizó:

- Prueba de significancia global del valor de p , que se da a través de la prueba de razón de verosimilitud que compara el modelo ajustado con un modelo nulo sin predictores. Un valor de $p < 0.05$ es el término común para señalar que una prueba es estadísticamente significativa, e indica que el conjunto de variables explicativas mejora significativamente el ajuste del modelo frente al modelo sin variables. (Rodríguez M. A., 2021)
- *Pseudo* – R^2 de Mc-Fadden, que mide la calidad del ajuste, se mide mediante coeficientes de determinación, y su rango teórico de valores es $0 \leq R_{MF}^2 \leq 1$, sin embargo, se considera un buen ajuste cuando $0.2 \leq R_{MF}^2 \leq 0.4$ y óptimo para valores superiores.
- Matriz de clasificación, en donde cada observación se clasifica en la categoría más probable, el porcentaje de clasificaciones correctas indican la calidad de predicción. En esta matriz los valores de la diagonal indican los valores que han sido clasificados correctamente, por tanto, el porcentaje de validez se lo hace mediante la suma de los valores de la diagonal sobre el número total de datos. (Fernández & Fernández, 2004)

En este sentido, se ha utilizado el modelo multinomial para identificar las características de las personas que se encuentran en un proceso de retraso de pago de créditos conocido como mora. Para

este efecto se han considerado variables y datos reales de los socios de la Cooperativa de Ahorro y Crédito Educadores de Chimborazo que han accedido a un crédito en el lapso de enero 2023 y noviembre 2024. Teniendo como variable independiente la categoría a la que pertenece el deudor según sus días de retraso de pago, mismos que según la Superintendencia de Economía popular y Solidaria (SEPS) en su manual técnico de estructuras de datos “Operaciones de cartera de créditos y contingentes” de cooperativas de ahorro y crédito segmentos 4 y 5, los detalla como:

Tabla 1. Calificación de morosidad

Nivel de riesgo	Categoría	Días de morosidad
RIESGO NORMAL	A1	0
	A2	1-15
	A3	16-30
RIESGO POTENCIAL	B1	31-45
	B2	46-60
RIESGO DEFICIENTE	C1	61-75
	C2	76-90
DUDOSO RECAUDO	D	91-120
PÉRDIDA	E	Mayor a 120

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Como variables dependientes a las siguientes categorías: periodicidad de pago, tipo de garante, estado de la operación, actividad del sujeto, nivel de estudios, tipo de vivienda, razón de deuda y patrimonio, su clasificación está dada en el manual técnico “Tablas de información” de la Superintendencia de economía popular y solidaria como sigue: (INTENDENCIA NACIONAL DE GESTIÓN DE INFORMACIÓN Y NORMATIVA TÉCNICA, 2024)

Tabla 2. Periodicidad de pago

Código	Descripción
ME	Mensual (30 días)
VC	Al vencimiento

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 3. Tipo de Garante

Código	Descripción
GR	Garantías reales y/o financieras.
GP	Garantía personal de un tercero.
GT	Garantía personal de un tercero y garantía reales y/o financieras.
GQ	Garantía quirografaria.
CO	Codeudores.
GC	Garantía personal de un tercero y codeudor.

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 4: Estado de la operación

Código	Descripción
N	Original
V	Novada

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 5. Causal de vinculación

Código	Descripción
A02	Las personas jurídicas en las que los cónyuges, los convivientes, los parientes dentro del segundo grado de consanguinidad o primero afinidad de los administradores o de los funcionarios que aprueban operaciones de crédito de una entidad financiera, posean acciones por un 3% o más del capital de dichas sociedades.
NV	No vinculado

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 6. Actividad del sujeto

Código	Descripción
Actividades no económicas	
S01	Jubilado
S04	Empleado Público
S05	Empleado Privado
Actividades económicas	
A01	Agricultura, ganadería, caza y actividades de servicios conexas.
F43	Actividades especiales de la construcción.
G46	Comercio al por mayor, excepto el de vehículos automotores y motocicletas.

H49	Transporte por vía terrestre y por tuberías.
I56	Servicio de alimento y bebida.

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 7. Nivel de estudios

Código	Descripción
P	Primaria
S	Secundaria
U	Universitaria
G	Postgrado

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Tabla 8. Tipo de Vivienda

Código	Descripción
A	Arrendada
F	Vive con familiares
N	Propia no hipotecada
P	Propia hipotecada

Fuente: SEPS 2024

Elaborador por: Ruiz Delia, 2025

Razón de deuda: Esta variable se obtiene a partir de la relación entre los ingresos y los egresos reportados por los socios de la cooperativa. Se establece que, si el valor de esta razón es superior a 0.7, el socio es clasificado como de alto riesgo crediticio, debido a su limitada capacidad de cobertura frente a sus obligaciones financieras. En cambio, si el valor es inferior o igual a 0.7 se considera que el socio mantiene una situación financiera confiable.

Patrimonio: Es una variable que refleja la capacidad económica del socio frente al crédito solicitado. Si el valor del crédito excede el 50% del patrimonio declarado, el socio es clasificado como financieramente vulnerable. En caso contrario, si el crédito representa el 50% o menos del patrimonio, se considera que el solicitante mantiene una condición patrimonial normal y con menor riesgo de exposición al riesgo.

Resultados

Una vez que se ha ajustado el modelo, se procede al análisis de los resultados obtenidos. En este modelo, los coeficientes estimados indican el efecto de cada variable independiente sobre la probabilidad de que un individuo pertenezca a una determinada categoría de clasificación de riesgo, en comparación con la categoría de referencia, se debe considerar que las variables de referencia empleadas son:

- Periodicidad de pago: Me
- Garante: CO
- Estado de operación: NV
- Actividad del sujeto: A01
- Nivel de estudios: Postgrado
- Tipo de vivienda: A
- Patrimonio: Normal
- Razón de deuda: Confiable

Así también se considera que:

El valor negativo indica que disminuye la probabilidad de pertenecer a esta categoría en comparación con la referencia, mientras que el valor positivo indica que aumenta dicha probabilidad.

Entonces, se presenta el análisis de factores que influyen en la clasificación de cada categoría de morosidad, con su respectivo valor:

Clasificación A3

- **Garante:** GR con un valor de 39.54.
- **Estado de operación:** V con 62.74 y N con 64.71.
- **Tipo de vivienda:** N con un valor de 0.58.
- **Nivel de estudios:** P con 50.83, S con 27.55, U con 27.73.
- **Actividad Económica:** Las categorías G46 con un valor de 32.30 y H49 con 52.49.
- **Patrimonio:** Vulnerable con un valor de 0.23.

Clasificación B1:

- **Garante (GC):** Con un valor de 43.38%.
- **Estado de operación:** V con 6.69 y N con 5.13.

- **Tipo de vivienda:** N Con un valor de 46.24.
- **Nivel de estudios:** Secundaria con un valor de 9.09 y Universitaria con 8.45.
- **Actividad Económica:** G46 con un valor de 1.89, H49 con un valor de 1.19.

Clasificación B2:

- **Garante:** GT Con un valor de 0.45.
- **Tipo de vivienda:** F con un valor 37.29, N con un valor de 36.89 y P con 5.49.
- **Nivel de estudios:** U con un valor de 32.25.
- **Actividad Económica:** F43 con un valor de 84.92 y S05 con un valor elevado de 109.78
- **Patrimonio:** Vulnerable con un valor de 1.18.

Clasificación C1:

- **Garante:** GQ con un valor de 5.61, GR con 3.29.
- **Estado de Operación:** N con un valor de 43.36.
- **Actividad Económica:** G46 con un valor de 1.89, H49 con valor de 1.37 y S01 con 40.88.

Clasificación C2:

- **Estado de Operación:** V con un valor de 2.23 y N con un valor de 4.69.
- **Actividad Económica:** G46 con un valor de 1.82, H49 con valor de 1.53 y S04 con 13.18.
- **Tipo de Vivienda:** F con un valor de 6.94, N con un valor de 48.58, P con un valor de 8.39.
- **Patrimonio:** Vulnerable con un valor de 43.19.

Clasificación D:

- **Garante:** GC con un valor de 8.51 y GT con 1.21.
- **Estado de Operación:** N con un valor de 35.11.
- **Actividad Económica:** G46 con un valor de 1.91, H49 con valor de 0.93 y S05 con 3.80.
- **Nivel de estudios:** P con un valor de 2.05, U con 25.26.

Clasificación E:

- **Estado de Operación:** V con un valor de 40.06 y N con 41.21.
- **Actividad Económica:** S05 con un valor de 95.46.
- **Nivel de estudios:** P con un valor de 26.49, S con 2.31 y U con 0.97.
- **Tipo de Vivienda:** F con un valor de 32.91, N con un valor de 31.16.
- **Razón de deuda:** Riesgo con un valor de 1.33.

En cuanto a la evaluación de los resultados presentados se tiene lo siguiente:

Prueba global de p-valor: para esta prueba se considera como hipótesis nula que las variables explicativas no tienen un efecto significativo en la calificación, y como hipótesis alternativa que al menos una de las variables explicativas tiene un efecto significativo, y el resultado arrojado es un valor $p = 2.4406 \times 10^{-4}$, lo que indica que el modelo completo es significativamente mejor que el modelo reducido.

Prueba de R^2 : se considera el criterio de Mc Fadden, mismo que presento un resultado de 0.61 lo que muestra que el modelo tiene un buen ajuste.

Matriz de clasificación: esta muestra que el 79.72 % de los datos se clasifican correctamente y de manera individual se obtiene que:

Clasificación A2: 49 casos fueron correctamente clasificados como A2 y 9 casos fueron incorrectamente clasificados como A3.

Clasificación A3: 54 casos fueron correctamente clasificados como A3 y fueron incorrectamente clasificados 1 como A2, 1 como B2, 2 como E.

Clasificación B1: 1 caso fue correctamente clasificado como B1 y fueron incorrectamente clasificados 3 como A2.

Clasificación B2: 1 caso fue correctamente clasificado como B2 y fueron incorrectamente clasificados 4 como A3.

Clasificación C1: 2 casos fueron correctamente clasificados como C1 sin errores.

Clasificación C2: 1 caso fue correctamente clasificado como C2 y fueron incorrectamente clasificados 1 como A3.

Clasificación D: 1 caso fue correctamente clasificado como D.

Clasificación E: 5 casos fueron correctamente clasificados como E y fueron incorrectamente clasificados 8 como A3.

Discusión

El presente estudio se fundamenta en el ajuste del modelo de predicción logística multinomial, lo que ha permitido identificar variables determinantes que influyen en la probabilidad de incumplimiento de pagos de los socios de la cooperativa de ahorro y crédito Educadores de Chimborazo, conocido como morosidad. Los hallazgos obtenidos indican que los factores como el nivel educativo, la actividad económica, el causal de vinculación y el estado de operación tienen un impacto significativo en la solvencia financiera de los individuos que han accedido a un crédito.

De manera particular se obtuvo que las actividades económicas clasificadas como S05 y S04, están fuertemente relacionadas con servicio público y privado, que presentan una alta incidencia en las categorías de riesgo como B2, C2, D y E.

Además, se destaca la influencia del nivel educativo, los socios con formación universitaria tienden a concentrarse en el nivel de riesgo A3 y B2, mientras que aquellos que tienen instrucción primaria o secundaria predominan en las categorías críticas de riesgo D y E. Así mismo, el estado de operación N, aparece como factor común en la mayoría de las clasificaciones, lo que denota el seguimiento del estado operativo del socio es crucial para detectar alertas tempranas de incumplimiento de pagos.

Los resultados obtenidos reafirman la necesidad de combinar el análisis de datos con estrategias preventivas para mejorar los modelos de evaluación de riesgo crediticio en el sector cooperativo.

Conclusiones

El análisis realizado mediante un modelo multinomial ha permitido identificar los principales factores que influyen en la clasificación del riesgo crediticio de los socios de la cooperativa de ahorro y crédito Educadores de Chimborazo. A partir de la estimación de los coeficientes, se ha evidenciado que existe una fuerte relación entre determinadas características del socio y su nivel de riesgo crediticio. En particular:

- La actividad económica S05 es consistentemente un factor de alto riesgo crediticio, sobre todo en las clasificaciones B2 y E.
- El nivel de estudios se presenta como un predictor clave, debido a que los niveles educativos bajos como primaria y secundaria están asociados a mayores niveles de morosidad, específicamente en las categorías C1, D y E.
- Las condiciones habitacionales, en particular la tenencia de vivienda propia no hipotecada N o vivir con familiares F, también contribuyen a los niveles más altos de riesgo como C2 y E.
- El estado de operación original N aparece de manera reiterada como un factor crítico en la mayoría de las clasificaciones, desde A3 hasta E, a excepción de B2 lo que indica que los socios con este estado tienen mayor tendencia a incumplir.

Desde una perspectiva estadística, el modelo presenta un adecuado desempeño. La prueba global de significancia arrojó un valor $p = 2.4406 \times 10^{-4}$, indicando que el modelo es estadísticamente significativo. Así mismo, el R^2 de Mc Fadden fue de 0.61, lo cual sugiere un buen nivel de ajuste. La matriz de clasificación mostro una capacidad predictiva del 79.72% evidenciando una alta efectividad en la correcta asignación de las categorías.

Referencias

1. Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. (2014). Metodología de la investigación. McGRAW-HILL. Obtenido de https://apiperiodico.jalisco.gob.mx/api/sites/periodicooficial.jalisco.gob.mx/files/metodologia_de_la_investigacion_-_roberto_hernandez_sampieri.pdf
2. Covri Rivera, D., & Maldonado Ambrosini, A. (2023). Puntuación de crédito en la Cooperativa de Ahorro y Crédito Jardín Azuayo mediante regresión logística. Revista de Investigación en Ciencias Sociales, 2631-2735. doi: <https://doi.org/10.33996/revistaneque.v6i14.108>
3. Fernández, S., & Fernández, P. (2004). Regresión logística multinomial. Actas de la Reunión de Modelización Forestal, 323-327. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2981898>
4. Flores Sánchez, G., Campoverde, J., Romero Galarza, A., & Coronel Pangol, K. (2021). Aproximación predictiva al riesgo crediticio comercial en empresas alimenticias. Journal of Management Economics for Iberoamerica, 413 - 424. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=21268838007>
5. INTENDENCIA NACIONAL DE GESTIÓN DE INFORMACIÓN Y NORMATIVA TÉCNICA. (2024). Manual Técnico "Tablas de información". Obtenido de <https://www.seps.gob.ec/wp-content/uploads/Manual-Técnico-de-Tablas-de-Información-versión-27.0.pdf>
6. Intendencia Nacional de gestión de informacion y normativa técnica. (2024). Manual Técnico de estructuras de datos. "Operaciones de cartera de créditos y contingentes". Cooperativas de ahorro y crédito segmentos 4 y 5. Superintendencia de Economía popular y Solidaria .

7. Izurieta, C., Pérez, N., Ramos, C., & Fuentes, L. (2022). Métodos estadísticos predictivos para el análisis de riesgo financiero en proyectos de emprendimiento. *Dominio de las Ciencias*, 1154-1168. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8383377>
8. Marcalla, L. (2022). "MODELO MATEMÁTICO PARA MEDIR LA PROBABILIDAD DE LA INCURRENCIA EN MORA DE CRÉDITOS UTILIZANDO REGRESIÓN LINEAL EN UNA INSTITUCIÓN FINANCIERA DE LA CIUDAD DE AMBATO. Ambato: Universidad Técnica de Ambato. Obtenido de Universidad Tecnica de Ambato: <https://repositorio.uta.edu.ec/server/api/core/bitstreams/31dd73b9-26f5-44ab-ad01-d6698be1accc/content>
9. Ramírez , A., Guarín, A., & Torres, F. (2012). Modelos Multinomiales: Análisis de sus propiedades. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 87-103. Obtenido de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=75025069008>
10. Rodriguez, M. A. (2021). La significancia estadística y los intervalos de confianza: ¿qué me indican y cómo puedo interpretarlos? *Casos y revisiones de salud*, 74-82. Obtenido de <https://cyrs.zaragoza.unam.mx/wp-content/uploads/2021/08/08-M-La-significancia-estadística-y-los-intervalos-de-confianza-¿qué-me-indican-y-cómo-puedo-interpretarlos3-1.pdf>
11. Ruilova, G. (2005). Credit scoring por medio de regresión logística múltiple para medir el riesgo de crédito en una institución del sistema financiero. Pontifica Universidad Católica del Ecuador. Obtenido de <https://repositorio.puce.edu.ec/handle/123456789/14146>