



Ciencia Latina
Internacional

Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), julio-agosto 2024,
Volumen 8, Número 4.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v8i4

**COMPORTAMIENTO CREDITICIO EN UNA
INSTITUCIÓN DEL SECTOR DE LA ECONOMÍA
POPULAR Y SOLIDARIA DEL ECUADOR**

**LOAN REPAYMENT BEHAVIOR OF AN ECUADORIAN
POPULAR AND SOLIDARY ECONOMY INSTITUTION**

Alberto Benjamín Santillán Tituaña
Universidad Politécnica del Carchi, Ecuador

Atal Kumar Vivas Paspuel
Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Ecuador

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rem.v8i4.12855

Comportamiento Crediticio en una Institución del Sector de la Economía Popular y Solidaria del Ecuador

Alberto Benjamín Santillán Tituaña¹

alberto.santillan@upec.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0001-5493-7171>

Universidad Politécnica del Carchi

Ecuador

Atal Kumar Vivas Paspuel

akvivas@espe.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-5983-7943>

Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE

Ecuador

RESUMEN

El presente artículo de investigación tiene como objetivo determinar el comportamiento crediticio de los clientes de una Cooperativa de Ahorro y Crédito perteneciente al segmento 5 del Ecuador, con la finalidad de evitar otorgar créditos a clientes morosos o estafadores. La información que se utiliza es de una fuente secundaria, y fue facilitada por la gerencia de la institución. La base de datos contiene la información de los créditos otorgados los años 2020 al 2023. Esta tiene diferentes variables, como son la puntualidad en el pago, los días de mora, el monto del crédito, el número de cuotas para el pago del crédito, entre otras. Se aplicó un análisis descriptivo para verificar el comportamiento de cada variable, y además se analizó la correlación entre las mismas. Se utilizó las técnicas estadísticas multivariantes de análisis discriminante y regresión logística para encontrar un modelo que realice la predicción en el comportamiento de un cliente. Como conclusiones se puede observar que los socios no tienen el hábito del ahorro, además, se encuentra que el comportamiento en el pago de los clientes de la institución, está relacionado con la edad del socio, los años de sociedad, la tasa de interés y el número de cuotas perteneciente a sus créditos.

Palabras clave: comportamiento crediticio, cooperativa de ahorro y crédito, morosidad

¹ Autor Principal.

Correspondencia: alberto.santillan@upec.edu.ec

Loan Repayment Behavior of an Ecuadorian Popular and Solidary Economy Institution

ABSTRACT

The objective of this research article is to determine the credit behavior of the clients of a Savings and Credit Cooperative belonging to segment 5 of Ecuador, in order to avoid granting loans to delinquent clients or fraudsters. The information used is from a secondary source, and was provided by the institution's management. The database contains the information on the credits granted from 2020 to 2023. It has different variables, such as the timely payment, days in arrears, credit amount, number of installments for the payment of the credit, among others. A descriptive analysis is applied to verify the behavior of each variable, and also a correlation analysis between them. It can also be noted that the cooperative members do not have the habit of saving. Many older members have the advantage of access to lower interest rates. Some of the delinquent clients have stopped paying their installments even though their debt has been refinanced and the interest rate has been reduced. Preliminarily, it can be concluded that the payment behavior of the institution's clients is related to the age of the partner, the years of partnership, the interest rate and the number of installments belonging to their credits

Keywords: loan repayment behavior, savings and loan cooperative, late payment

Artículo recibido 08 julio 2024

Aceptado para publicación: 10 agosto 2024



INTRODUCCIÓN

Las entidades microfinancieras han sido de gran aporte al desarrollo económico de los países en vías de desarrollo, pues aportan a lograr la inclusión económica de los sectores más necesitados y de escasos recursos (Cámara & Tuesta, 2017, p.479). En el Ecuador las mencionadas entidades son las cooperativas de ahorro y crédito (COACs), las cuales dan oportunidades de acceso a microcréditos a los sectores marginados de la economía (Buenaño et al., 2022, p.3). Ahora bien, uno de los problemas que aquejan las COACs, es la morosidad. De acuerdo con (Guillén, 2002, p.91), la morosidad es uno de los principales factores de las crisis financieras. De ahí la importancia de analizar dicho problema en cualquier entidad financiera.

En la presente investigación se analizó el caso una cooperativa de ahorro y crédito ubicada en la ciudad de Quito – Ecuador, (se mantiene el nombre de la COAC en anonimato debido a la ley de sigilo bancario). Esta institución pertenece al segmento 5 del Sector Financiero Popular y Solidario. La COAC mencionada, se encuentra en crecimiento, no concentra gran capital, tiene una cartera de clientes pequeña y lleva alrededor de 10 años en el sector donde se ha asentado.

El índice de morosidad de la COAC, en los años bajo estudio, ha sido relativamente alto; esto indica un posible riesgo para la cooperativa. Este indicador nos muestra la importancia de analizar tanto los factores de la morosidad, como las posibles estrategias para reducir la misma.

Se han encontrado algunas estrategias para reducir la morosidad de acuerdo a las diferentes COACs que prestan sus servicios en el Ecuador. Las principales que se pueden mencionar son: el mejor control en el proceso de otorgamiento del crédito, la capacitación al personal que otorga el crédito, las técnicas efectivas de cobro, y la capacitación a los socios acerca de la importancia del ahorro (Ávalos, 2020, p.53).

El presente trabajo se enfocó en el aspecto relacionado al control en el otorgamiento del crédito, y en correspondencia, se cuestionó lo siguiente: ¿La información otorgada por los clientes (con consentimiento informado) como: historial crediticio, estado de cuenta, edad, capital prestado, tasa de interés, entre otras; es suficiente como para predecir el comportamiento crediticio de un cliente?

A continuación, se formuló la siguiente hipótesis: las variables de información otorgadas por los clientes ayudan a predecir el comportamiento crediticio de los mismos en la COAC. En base a la hipótesis, el



presente estudio, planteó, en primer lugar, verificar si existe correlación entre la información de datos personales con el comportamiento crediticio. En segundo lugar, se utilizó la información con alta correlación, en la predicción del comportamiento en el pago de créditos. Con esto se puede calificar a un nuevo cliente como buen o mal pagador (moroso o no moroso).

Realizar una correcta clasificación en el comportamiento en el pago de créditos es conveniente, pues se evitará otorgar créditos a clientes morosos o estafadores. Esto repercute en pronto retornos del capital a la institución financiera y a su vez, en la oportunidad de que se otorguen nuevos créditos a clientes que lo necesiten. Además, se dinamiza la economía beneficiando así a la institución, a los socios y a los clientes.

Acercas de las técnicas para realizar la clasificación de los clientes como buenos o malos pagadores, se puede aplicar la regresión logística o el análisis discriminante lineal o cuadrático. Estas técnicas son llamadas multivariadas, y separan en conjuntos las observaciones de una base muestra, de acuerdo a las variables de información que se tiene; como modelo, para luego, realizar la clasificación de nuevas observaciones (Pérez, 2011, p.5).

A partir de una muestra de entrenamiento, en donde las observaciones se encuentran clasificadas, se genera una regla que asigna las observaciones a grupos mutuamente excluyentes, minimizando la probabilidad de clasificar incorrectamente (Peretto, 2009, p.40).

Con el presente trabajo se complementó investigaciones acerca del comportamiento crediticio en las instituciones microfinancieras, ya que se analizó un segmento que no ha sido estudiado aún, el segmento 5, el más pequeño de la economía popular y solidaria del Ecuador, que, sin embargo, no deja de ser importante pues atiende a los sectores más vulnerables de los estratos sociales.

METODOLOGÍA

Marco teórico

Sistema económico ecuatoriano

La Constitución de la República del Ecuador (2008) y su última modificación en 2021, declara que el sistema económico ecuatoriano es social y solidario, en el artículo 283. Además, indica: “El sistema económico se integrará por las formas de organización económica pública, privada, mixta, popular y



solidaria, y las demás que la Constitución determine. La economía popular y solidaria se regulará de acuerdo con la ley e incluirá a los sectores cooperativistas, asociativos y comunitarios” (Art.283).

De acuerdo a lo anterior, el Código Orgánico Monetario y Financiero (COMF, 2014), establece la integración del sistema financiero nacional que asienta, en una ley lo indicado por la constitución, e indica, “El sistema financiero nacional está integrado por el sector financiero público, el sector financiero privado y el sector financiero popular y solidario” (Art. 160).

La Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria (LOEPS, 2011), enuncia: “Integran la Economía Popular y Solidaria las organizaciones conformadas en los Sectores Comunitarios, Asociativos y Cooperativistas, así como también las Unidades Económicas Populares” (Art.8). Además, en los artículos 161 al 164 del Código Monetario, se definen los sectores público, privado, popular y solidario, y subsidiarias o afiliadas. El sector financiero público está compuesto por: bancos y corporaciones. El sector financiero privado está compuesto por las siguientes entidades: bancos múltiples y bancos especializados, de servicios financieros y, de servicios auxiliares del sistema financiero. El sector financiero popular y solidario está compuesto por: cooperativas de ahorro y crédito, cajas centrales, entidades asociativas o solidarias, cajas y bancos comunales y cajas de ahorro, entidades de servicios auxiliares del sistema financiero y las asociaciones mutualistas de ahorro y crédito para la vivienda.

Por lo tanto, al hablar de cooperativas se debe reconocer que éstas están dentro de la Economía Popular y Solidaria EPS y además del Sector financiero popular y solidario SFPS.

Una vez entendido el Sistema Financiero particular del Ecuador, se debe indicar ciertos organismos de control de las COACs. como son la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera (JPRF) y la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS). La JPRF, clasifica en 5 grandes grupos a las COACs, a estos grupos los denomina segmentos. La Junta, indica que las entidades del sector financiero popular y solidario, se clasifican de acuerdo al tipo y al saldo de sus activos, estas se ubicarán en los segmentos mostrados en la Tabla 1.



Tabla 1 Segmentación de las entidades del sector financiero popular y solidario

Segmentos	Activos
1	Mayor a 80'000.000,00
2	Mayor a 20'000.000,00 hasta 80'000.000,00
3	Mayor a 5'000.000,00 hasta 20'000.000,00
4	Mayor a 1'000.000,00 hasta 5'000.000,00
5	Hasta 1'000.000,00

Nota. Datos tomados de la Codificación de Resoluciones Monetarias, Financieras, de Valores y Seguros (2023).

De acuerdo a lo mencionado podemos resumir, las cooperativas de ahorro y crédito se encuentran dentro del sistema económico popular y solidario, y están definidas como “sociedades cooperativas cuyo objeto social es servir las necesidades financieras de sus socios y de terceros mediante el ejercicio de las actividades propias de las entidades de crédito” (Instituto Nacional de Estadísticas y Censos, [INEC], 2017, p.149). Las COAC deben manejarse bajo el control de la SEPS, actualizando la información de sus indicadores, de acuerdo a periodos de tiempo establecidos.

Riesgo de crédito

De acuerdo con la Superintendencia de Bancos y Seguros (SBS, 2003), el riesgo de crédito es la posibilidad de incurrir en pérdidas, como consecuencia del incumplimiento de las obligaciones por parte del deudor, en operaciones de intermediación financiera. Este incumplimiento se manifiesta en el no pago, el pago parcial o la falta de oportunidades en el pago de las obligaciones pactadas.

Según Mures et al., (2005, p.180), el factor riesgo aparece en tres momentos:

- En el estudio del otorgamiento del crédito: la institución financiera debe realizar estudiar de forma exhaustiva la situación del cliente antes de tomar la decisión, por esto, dedica el tiempo necesario a la valoración de la operación, solicitando documentación e información al cliente.
- En la formalización del crédito: la institución actúa de forma estricta, estableciendo los controles de seguridad en la documentación necesarios.
- En el periodo de cancelación: durante el transcurso del pago de la deuda contraída, la institución financiera debe realizar el adecuado seguimiento.

Además, es necesario considerar una serie de factores, para medir el nivel de riesgo asociado, esto es, analizar las características de la operación financiera. Por ejemplo: el plazo del crédito, el monto, la tasa de interés, el destino o uso que se le dará al crédito. Asimismo, otro factor que influye en el nivel de riesgo, son las garantías aportadas por el cliente como medio de respaldo o aseguramiento para asegurar el reembolso del crédito otorgado. Finalmente, se debe conocer como ha sido el comportamiento de solicitante de crédito en otras operaciones financieras. Para esto, las entidades financieras realizan una indagación de información interna de origen histórico, obtenida de bases de datos de la misma entidad, o de información externa procedente de consultas a registros de instituciones que otorgan calificaciones crediticias (Mures et al., 2005, p.181).

Análisis discriminante

El Análisis Discriminante (AD) es un método de clasificación de variables cualitativas. En este método, dos o más grupos son conocidos de antemano y se conocen además sus peculiaridades. Con esta información, nuevas observaciones se clasifican en uno de los grupos, en función de sus características (Amat, 2016b, p.2).

El objetivo del AD, es analizar la relación entre una variable dependiente categórica, y un conjunto de variables independientes cuantitativas. Las funciones discriminantes son combinaciones lineales de las variables independientes, que clasifican o separan las observaciones.

La función discriminante obtiene la siguiente ecuación:

$$f_k(X) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_n$$

Donde: k es el grupo de clasificación, X_i son los valores de las variables discriminantes (será diferente de acuerdo al caso y al grupo), y β_i son los coeficientes de las variables (ponderaciones).

El número de funciones discriminantes a obtener depende, a su vez, del número de grupos definidos por la variable dependiente, ya que se obtienen tantas funciones como grupos menos uno. Estimadas las funciones discriminantes, su capacidad predictiva se evalúa mediante el establecimiento de una puntuación, que permite asignar los casos a cada uno de los grupos definidos.

Por ende, al tratar de agrupar entre clientes buenos pagadores y malos pagadores (morosos), solo es buscada una única función discriminante.



Teorema de Bayes para la clasificación

Sean los eventos A y B , el teorema de Bayes establece:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

Donde: $P(A)$ es la probabilidad a priori, $P(B|A)$ es la probabilidad de B dado A, y $P(A|B)$ es la probabilidad a posteriori de A dado B.

Para el caso particular del AD, se define: π_k como la probabilidad a priori, y $f_k(X) \equiv P(X = x|Y = k)$ como la función de densidad de probabilidad condicional de X dada una observación de la clase k.

Entonces para el presente trabajo al haber únicamente dos grupos se tiene:

$$P(Y = k|X = x) = \frac{\pi_k f_k(X)}{\pi_1 f_1(X) + \pi_2 f_2(X)}$$

El AD depende de cuan buenas sean las estimaciones de π_k y $f_k(X)$. Para el π_k , la estimación suele ser sencilla, la probabilidad de que una observación cualquiera pertenezca a la clase k es igual al número de observaciones de esa clase entre el número total de observaciones: $\pi_k = \frac{n_k}{N}$.

Para estimar $f_k(X)$, se requiere de ciertas suposiciones. $f_k(X)$ debe distribuirse de forma normal en las k clases, así, se puede trabajar con la ecuación:

$$f_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} e^{-\frac{(x-\mu_k)^2}{2\sigma_k^2}}$$

Donde μ_k y σ_k^2 son la media y la varianza de la clase k.

Si se asume que la varianza es constante en todos los grupos, se puede llegar a la siguiente ecuación para la probabilidad a posteriori:

$$P(Y = k|X = x) = \frac{\frac{\pi_k}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu_k)^2}{2\sigma^2}}}{\frac{\pi_1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma^2}} + \frac{\pi_2}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu_2)^2}{2\sigma^2}}}$$

Expresando la anterior ecuación en forma de sumatorio obtenemos:

$$P(Y = k|X = x) = \frac{\frac{\pi_k}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu_k)^2}{2\sigma^2}}}{\sum_{i=1}^N \frac{\pi_i}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu_i)^2}{2\sigma^2}}}$$



Aplicando logaritmos se puede llegar a la ecuación final:

$$\log(P(Y = k|X = x)) = x \frac{\mu_k}{\sigma^2} - \frac{\mu_k^2}{2\sigma^2} + \log(\pi_k)$$

Los valores de $\mu_1, \dots, \mu_k, \pi_1, \dots, \pi_k, \sigma^2$, se desconocen, por lo que serán estimados a partir de las observaciones previas

Regresión Logística

También es un tipo de análisis de clasificación, que se utiliza para predecir el resultado de una variable categórica de acuerdo a las variables independientes relacionadas. La regresión logística analiza datos relacionados binomialmente (Amat, 2016a, p.3).

La variable dependiente o respuesta presenta dos categorías, que representan la ocurrencia o no ocurrencia del acontecimiento, codificándose con los valores uno y cero. Las variables independientes o explicativas, no tienen ninguna restricción, pudiendo ser cuantitativas, tanto continuas como discretas, o categóricas.

El modelo de regresión logística, explica a la variable dependiente en términos de probabilidad, utilizando la función logística para estimar la probabilidad de que ocurra el acontecimiento, dados determinados valores de las variables explicativas, mediante la siguiente formulación:

$$\pi_i = P(Y = 1) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{1n}}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{1n}}} \quad \text{con } i = 1, 2, \dots, m$$

Debido a que el modelo anterior no es lineal respecto a las variables independientes, se considera la inversa de la función logística, que es el logaritmo de la ventaja de que un suceso ocurra, definiéndose ésta como el cociente entre la probabilidad de que ocurra un acontecimiento y la probabilidad de que no ocurra, como puede observarse en la siguiente expresión:

$$\ln\left(\frac{\pi_i}{1 - \pi_i}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_n x_{1n} \quad \text{con } i = 1, 2, \dots, m$$

La ecuación anterior facilita la interpretación del modelo y de sus coeficientes.

Enfoque

El enfoque que plantea la presente investigación es el cuantitativo, ya que se realizaron análisis de datos, se calculó medidas descriptivas, los cuales se trataron de acuerdo a la necesidad de la investigación.

Acercas del diseño de la presente, es el no experimental, pues, las variables no se manipularon



deliberadamente. Además, la investigación se puede considerar de tipo transversal, ya que la base de datos que se utilizó es de un tiempo único (Hernández & Mendoza, 2018).

El trabajo realizado cumple con el criterio de investigación correlacional y explicativa (Hernández y Mendoza, 2018), debido a que se evaluó la correlación de las variables presentes en la base de datos y en función de esto, se explicó el comportamiento crediticio de los clientes de una cooperativa de ahorro y crédito del sector 5 de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria del Ecuador (SEPS).

Unidades de análisis

La base de datos contiene una población de 134 clientes desde el año 2020 hasta el año 2023 (se trabajó con los tres años ya que no se dispuso de información de años anteriores en archivo). Se trabajó con el total de elementos de la base. La mencionada base fue provista por la gerencia de la institución financiera con consentimiento informado y compromiso de confidencialidad. La cooperativa de ahorro y crédito, al ser parte de del segmento 5 de la SEPS, es una institución microfinanciera en crecimiento, con alrededor de 1500 clientes los cuales son en su mayoría de bajos recursos.

Técnicas de recolección

En esta investigación se utilizó una fuente de datos secundarios otorgados por la institución financiera. El tipo de instrumento de medición que se aplicó fue la ficha de observación, que contiene 12 variables de interés, las cuales son: tipo de cliente, clase de crédito, línea de crédito, capital concedido, estado de cuenta, duración del crédito, historial crediticio, monto del crédito, estado de ahorros, días de mora, edad, años de sociedad, estado civil, género, tasa de interés, número de cuotas.

Procesamiento de análisis

La base de datos de clientes que accedieron a un crédito en los años 2020-2023 cumple con el supuesto de independencia debido a que se aplicó a una muestra representativa de clientes con particularidades distintas se realizó el tratamiento estadístico empleando RStudio versión 4.1.3.

Descripción de las variables

La base de datos proporcionada por la institución financiera ofrece las siguientes variables: número de socio, número de crédito, clase de crédito, línea de crédito, capital concedido, estado de ahorros, días de mora, edad del acreedor, años de sociedad, estado civil, género, tasa de interés, número de cuotas a pagar, número de pagaré, saldo capital, fecha concesión, fecha vencimiento, cuotas pagadas, tipo



amortización (fijas/variables), fecha primer pago, intervalo, días, calculo año base, estado situación crédito, destino financiero, destino económico, vinculación, tipo garantía. De estas variables se depuro algunas que no dan información al estudio y también aquellas que no tenían información completa, por ejemplo, las eliminadas fueron: número de socio, número de crédito, tipo de amortización, fecha de concesión, fecha de vencimiento, entre otras.

Las variables independientes seleccionadas, recogen información, por un lado, acerca de la personalidad del solicitante del crédito y por otro lado acerca del capital que maneja el socio, esto es: disponibilidad de ingresos, situación financiera. Con esta discriminación y con la información disponible se utilizó como variable independiente al tipo de cliente: buen pagador o mal pagador y como variables dependientes: línea de crédito, género, estado civil (variables cualitativas), capital crediticio, estado de cuenta, días de mora, edad, años de sociedad, tasa de interés y número de cuotas (variables cuantitativas).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se analizó cada variable cuantitativa y cualitativa. Las variables cualitativas son: tipo de cliente, línea de crédito, género, estado civil. La Tabla 2 muestra un resumen de las frecuencias encontradas en las variables cualitativas. La principal variable cualitativa es el tipo de cliente, en base a esta variable se clasificó las demás.

Tabla 2 Datos crediticios durante los años 2020, 2021, 2022

Variables Cualitativas	Clasificación	Cantidad	Total
Tipo de cliente	Puntual (buen pagador)	116	132
	Moroso (mal pagador)	16	
Línea de crédito	Microcrédito	56	132
	Ordinario	76	
Género	Masculino	60	132
	Femenino	72	
Estado civil	Casado	99	132
	Divorciado	13	
	Soltero	15	
	Unión libre	3	
	Viudo	2	

Nota. Elaboración propia



La Tabla 3 muestra un resumen de las variables cuantitativas, las cuales son: capital crediticio, estado de cuenta de ahorros, días de mora, edad del cliente, años de sociedad, tasa de interés, y número de cuotas. Se indican las medidas de media, mediana mínimo y máximo. El capital crediticio y el estado de cuenta de ahorros se miden en dólares y se puede ver que los máximos están alejados de las medias, en las mismas variables. Esto indicó la existencia de datos atípicos. Esto se repite en la variable días de mora. Las variables edad del cliente, años de sociedad, tasa de interés y número de cuotas al parecer siguen una distribución normal.

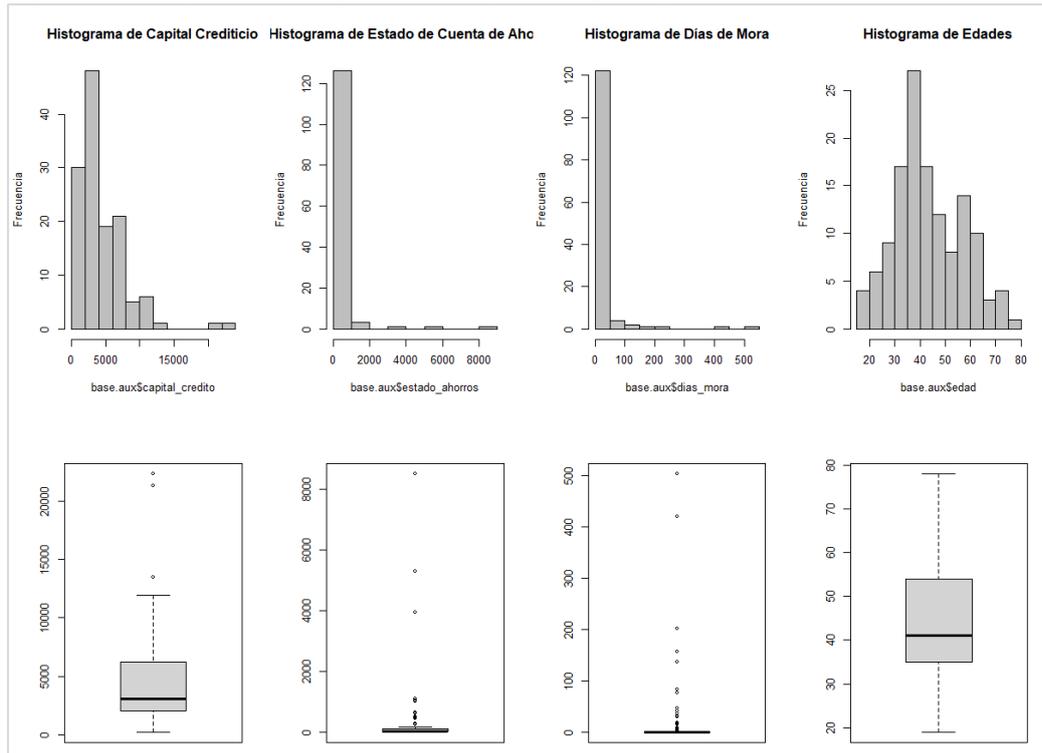
Tabla 3 Datos crediticios cuantitativos durante los años 2020, 2021, 2022

Variabes Cuantitativas	Min.	Mediana	Media	Max.
Capital crediticio [USD]	265.9	3.108,80	4.266,20	22.279,80
Estado de cuenta de ahorros [USD]	0,00	18,18	232,25	8.492,37
Días de mora	0	0	17	503
Edad del cliente [años]	19	41	44	78
Años de sociedad	0	5	6	16
Tasa de Interés [%]	0,01	17,30	15,73	24,00
Número de cuotas	6	24	29	72

Nota. Elaboración propia

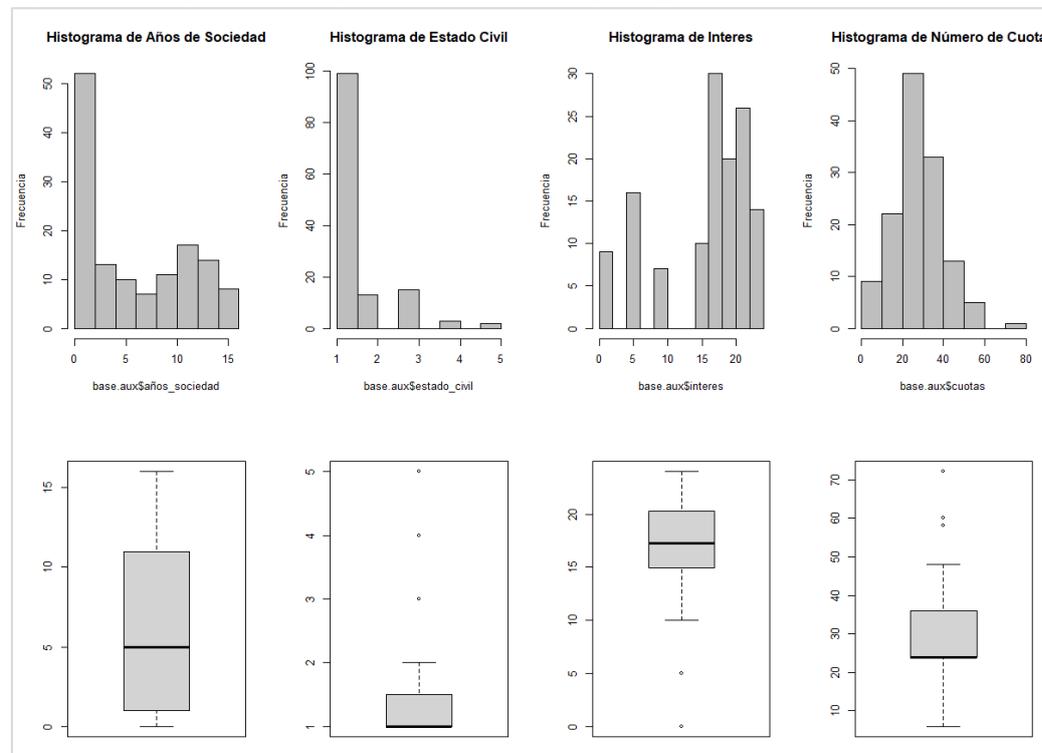
Para analizar aún mejor los datos se obtuvo los histogramas de los datos cuantitativos y de algunos cualitativos. En la Figura 1 se puede observar los histogramas y diagrama de cajas de las variables: capital crediticio, estado de cuenta de ahorros, días de mora y edades de los socios. Se puede apreciar que la variable estado de cuenta de ahorros y días de mora tienen gran acumulación de datos en cero. Esto indica que los socios que han accedido a un crédito en su mayoría no tienen una costumbre de ahorro. Los datos dispersos en días de mora indican que algunos clientes han dejado de pagar ya por un periodo de tiempo muy largo. En la Figura 2 se puede observar los histogramas y diagrama de cajas de las variables: años de sociedad, estado civil, género e interés. Género y estado civil son claramente variables cualitativas. Las variables tasa de interés y número de cuotas tienen algunos datos atípicos. En la Figura 3 se puede observar las gráficas de densidad de cada variable clasificadas por el tipo de cliente, sea este buen pagador y mal pagador. Esta nos muestra de forma preliminar la viabilidad de realizar el análisis de discriminante. Además de lo anterior, se verificó la correlación de las variables.

Figura 1 Histogramas y diagramas de caja de las principales variables en los años: 2020, 2021, 2022



Nota. Elaboración propia

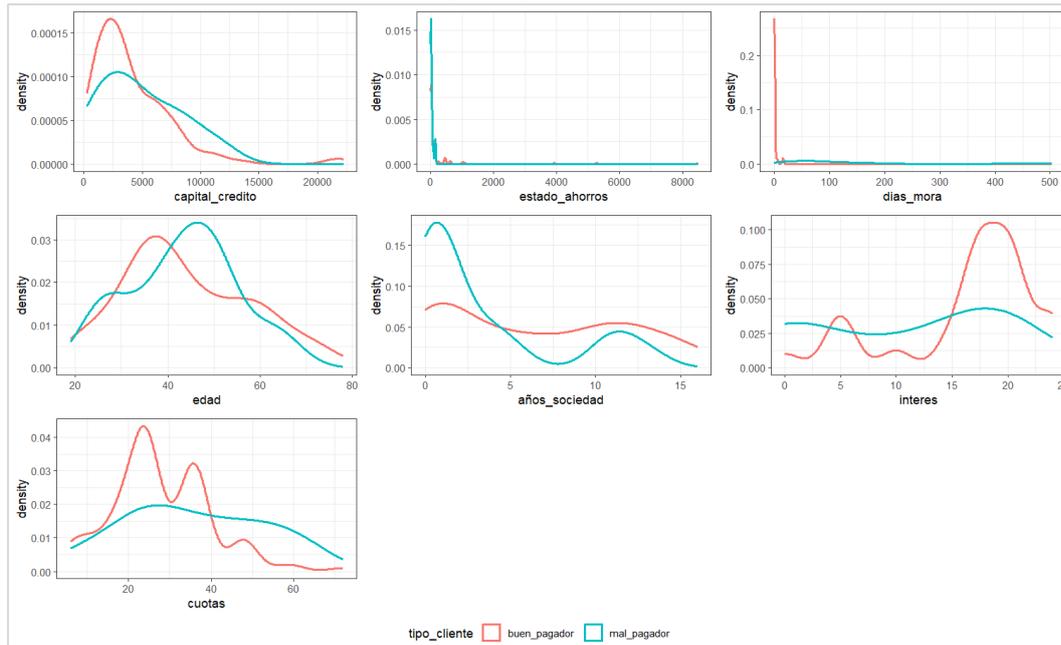
Figura 2 Histogramas y diagramas de caja de las principales variables en los años: 2020, 2021, 2022



Nota. Elaboración propia



Figura 3 Gráficas de densidad de las principales variables en los años: 2020, 2021, 2022

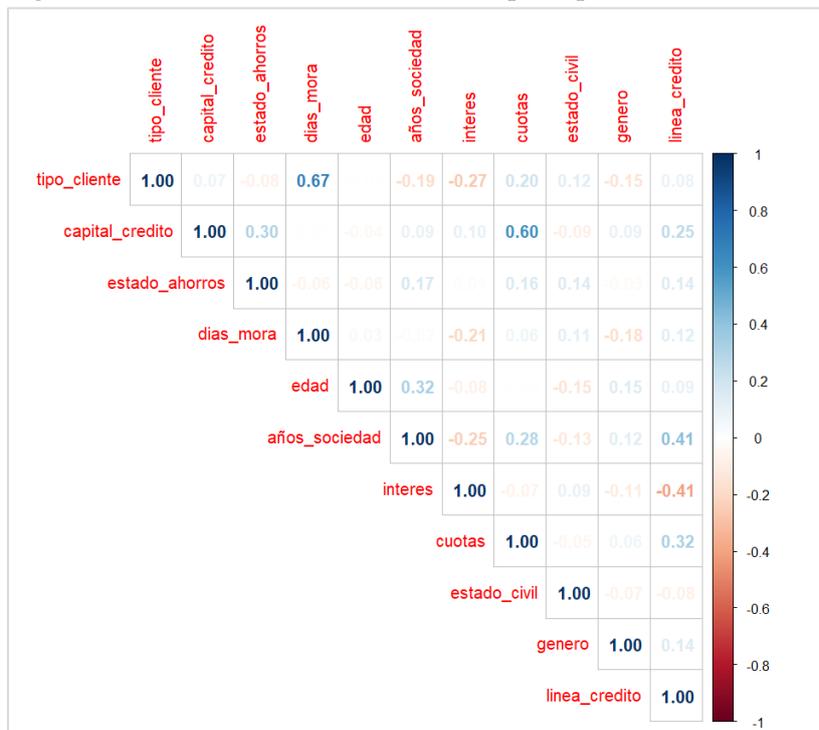


Nota. Elaboración propia

Correlación de las variables

La Figura 4 muestra la correlación entre las variables. Se observa buenas correlaciones entre capital crediticio y número de cuotas (0.6), línea de crédito y años de sociedad (0.41), tipo de cliente y días de mora (0.47), línea de crédito e interés (-0.41).

Figura 4 Gráficas de correlación entre las principales variables en los años: 2020, 2021, 2022



Nota. Elaboración propia



Resultados del análisis discriminante

Al realizar las pruebas de Shapiro-Wilk, se obtuvo falta de normalidad univariante en algunas variables, por esto se toma como principales variables: tipo de cliente (variable independiente), capital concedido, estado de cuenta de ahorros, edad, años de sociedad e interés, para el modelo. Las pruebas para evaluar la normalidad multivariante (Mardia, Henze-Zirkler y Royston) y otras funciones, nos permitieron identificar outliers, y se pudo observar también la falta de normalidad.

Cuando la condición de normalidad no se cumple, el LDA pierde precisión, pero aun así puede llegar a clasificaciones relativamente buenas (Li et al., 2006).

Se realizó también la prueba Box's M y mostró evidencias de que la matriz de covarianza no es constante en todos los grupos, lo que a priori descartaría el método LDA en favor del QDA. Cabe mencionar que esta prueba es muy sensible a la falta de normalidad multivariante. Debido a la falta de normalidad se realiza un análisis discriminante cuadrático, obteniendo las probabilidades a priori y las medias que se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4 Probabilidades a priori y medias de los grupos

Grupo	P	Medias					
		Capital crediticio	Estado de ahorros	Edad	Años de sociedad	Interés	Cuotas
Buen pagador	0.88	4176.30	259.39	44	7	16.40	28
Mal pagador	0.12	4917.85	35.50	43	3	10.80	36

Nota. Elaboración propia

El resultado de probabilidad a priori es del 88%, lo que indica un modelo aceptable de acuerdo a las variables escogidas. Sin embargo, al realizar la evaluación en los errores de clasificación se obtiene un valor del 30%. Esto lleva a probar otros modelos reduciendo el número de variables (se escogió las variables: capital crediticio, edad y cuotas por sus características) y se obtuvo un error del 12%, mejorando bastante el modelo.

Las variables escogidas hacen referencia al tipo de crédito que realiza el cliente y al perfil del mismo. Esto da señales para tratar de conocer la personalidad del cliente antes de realizar el crédito, además de verificar en que se realizará el crédito.

Resultados de la regresión logística

Al realizar el análisis por medio de regresión logística se obtuvo los coeficientes mostrados en la Tabla 5. Estos permiten determinar la probabilidad de que un cliente sea buen pagador o mal pagador.

Tabla 5 Coeficientes del modelo de regresión logística

Variable	β	Error Estándar	Valor z	P(> z)
Intercepto	-2.17	1.49	-1.45	0.147
Capital crediticio	-6.15×10^{-5}	1.15×10^{-4}	-0.53	0.592
Estado de ahorros	-3.07×10^{-3}	4.78×10^{-3}	-0.64	0.520
Edad	2.53×10^{-2}	2.72×10^{-2}	0.93	0.351
Años de sociedad	-2.71×10^{-1}	9.37×10^{-2}	-2.89	0.003
Interés	-1.41×10^{-1}	4.54×10^{-2}	-3.11	0.001
Cuotas	-8.96×10^{-2}	3.20×10^{-2}	2.79	0.005

Nota. Elaboración propia

Las variables años de sociedad, interés y cuotas son significativas para el modelo. Estas tres variables presentan coeficientes con signo negativo, indicando que cuando la variable independiente aumenta en una unidad, el logaritmo de la odds de la probabilidad de ser un cliente mal pagador disminuye en el valor del coeficiente respectivo. Además, el efecto de las variables sobre la probabilidad de que un cliente sea moroso es bajo, dado que el valor de los coeficientes es pequeño.

Según el modelo resultante, los años de sociedad, el interés, y las cuotas, son los predictores estadísticamente significativos. Su valor negativo indica que el cliente fue buen pagador mientras menores fueron las cuotas y el interés. Es interesante analizar también que mientras menos años de sociedad también el cliente es mejor pagador. Estas referencias nos indican la personalidad del cliente frente a la deuda contraída

CONCLUSIONES

Con el estudio realizado se determinó el comportamiento crediticio de los clientes de la institución bajo análisis, encontrando modelos estadísticos multivariantes mediante las técnicas de análisis discriminante y regresión logística, para proyectar el comportamiento de nuevos clientes y así evitar otorgar créditos a clientes morosos.

También se pudo identificar la información más relevante relacionada con el comportamiento crediticio



de los clientes de la institución, las llamadas variables de interés, encontrando que entre las principales las siguientes: el capital crediticio, la edad del cliente y el número de cuotas a pagar de la deuda. Es importante antes de otorgar el crédito, relacionar estas variables con el resto de la información obtenida del solicitante.

En el presente trabajo, además se pudo analizar la correlación entre las variables de información recopiladas por el jefe de crédito de la institución, y el comportamiento crediticio del cliente. Con esto, mediante los modelos de predicción se logró establecer el comportamiento crediticio de futuros clientes. Cabe mencionar que se halló evidencias de un deficiente hábito de ahorro en los clientes pertenecientes a la institución. Esto nos da un indicio de que existe muy poca educación financiera en los sectores marginados.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

Amat, J. (2016a, agosto). *Regresión logística simple y múltiple*.

https://github.com/JoaquinAmatRodrigo/Estadistica-con-R/blob/master/PDF_format/27_Regresi%C3%B3n_log%C3%ADstica_simple_y_m%C3%BAltiple.pdf

Amat, J. (2016b, septiembre). *Análisis discriminante lineal (LDA) y Análisis discriminante cuadrático (QDA)*. RPubS. https://rpubs.com/Joaquin_AR/236130

Asamblea Nacional de Ecuador. (2011, 28 de abril). *Ley Orgánica de Economía Popular y Solidaria*. Registro Oficial del Gobierno del Ecuador N° 332. <https://www.vicepresidencia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2018/09/Ley-Orga%CC%81nica-de-Economi%CC%81a-Popular-y-Solidaria.pdf>. (s. f.).

Ávalos, V. (2020). Valoración de los factores de morosidad en las cooperativas de ahorro y crédito. *Revista Internacional de Ciencias Sociales Interdisciplinarias*, 8(2), 53-66.

<https://doi.org/10.18848/2474-6029/CGP/v08i02>

Buenaño, E., Baez, S., & Baus, C. (2022). ¿Son compatibles la eficiencia financiera y social en la Economía Popular y Solidaria?: Una propuesta de análisis para las COACs del Ecuador, considerando la inclusión financiera. *Superintendencia de Economía Popular y Solidaria*, 20.

Cámara, N., & Tuesta, D. (2017). *Measuring financial inclusion: A multidimensional index*. 479.



<https://www.bis.org/ifc/publ/ifcb47.pdf>

Código Orgánico Monetario y Financiero. (2014, 12 de septiembre). Integración del Sistema Financiero Nacional. Segundo Suplemento del Registro Oficial No.332.

<https://www.finanzaspopulares.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2019/09/CO%CC%81DIGO-ORGA%CC%81NICO-MONETARIO-Y-FINANCIERO.pdf>. (s. f.).

Constitución de la República de Ecuador [Const.]. Artículo 283. [Título VI]. Registro Oficial 449 de 20 de octubre de 2008 (Ecuador). <https://bit.ly/2B93igI>. (s. f.).

Guillén, J. (2002). Morosidad crediticia y tamaño: Un análisis de la crisis bancaria peruana. *Concurso de investigación para jóvenes economistas 2001-2002*, Banco Central de Reserva del Perú., 91,92.

Hernández, R., & Mendoza, C. P. (2018). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (First edition). McGraw-Hill Education.

Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (13 de abril de 2017). Memorias, Reconstruyendo las cifras luego del sismo.

<https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/webinec/Bibliotecas/Libros/Memorias%2013%20abr%202017.pdf>. (s. f.).

Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera. (2023, 14 de marzo). Libro I: Sistema Monetario y Financiero. Codificación de Resoluciones Monetarias, Financieras, de Valores y Seguros. Resolución No. JPRF-F-2023-063.

https://jprf.gob.ec/wp-content/uploads/2023/04/LIBRO-I-Codificacion-JPRF_Actualizado-Res-063-14_03_2023.pdf. (s. f.).

Li, T., Zhu, S., & Ogihara, M. (2006). Using discriminant analysis for multi-class classification: An experimental investigation. *Knowledge and Information Systems*, 10(4), 453-472.

<https://doi.org/10.1007/s10115-006-0013-y>

Mures, M. J., García, A., & Vallejo, M. E. (2005). Aplicación del análisis discriminante y regresión logística en el estudio de la morosidad en las entidades financieras: Comparación de resultados.



Pecunia : Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales, Universidad de León, 1, 175. <https://doi.org/10.18002/pec.v0i1.746>

Peretto, C. (2009). Utilización del análisis discriminante logístico para explorar las causas de la eficiencia del sistema bancario argentino. *Cuadernos de Cimbage, 11*, 39-57.

Pérez López, C. (2011). *Técnicas de análisis multivariante de datos: Aplicaciones con SPSS*. Pearson Prentice Hall.

Superintendencia de Bancos y Seguros. (2003, 9 de diciembre). Libro I.- Normas generales para las instituciones del sistema financiero.

https://www.superbancos.gob.ec/bancos/wp-content/uploads/downloads/2017/06/L1_X_cap_II.pdf. (s. f.).

