

VARIABLES DE ALERTA TEMPRANA DE FRAGILIDAD FINANCIERA EN SOCIEDADES COOPERATIVAS DE AHORRO Y CRÉDITO DE MÉXICO

Early Warning Variables of Financial Fragility in Mexican Credit Unions

Patricia Margarita Espinosa Jiménez
Universidad Nacional Autónoma de México (México)

José Antonio Morales Castro*
Instituto Politécnico Nacional. ESCA Tepepan (México)

Recibido: 19 de noviembre de 2023

Aceptado: 26 de enero de 2024

Publicado: 16 de agosto de 2024

Resumen

Las sociedades cooperativas de ahorro y préstamos (SOCAPS) en México tienen un menor tamaño que los bancos, por lo que tienen mayor riesgo de tener problemas frente a los cambios de las variables económicas y de sus indicadores internos. Por lo que el objetivo de este trabajo es analizar el efecto que tienen las diferentes variables fundamentales y macroeconómicas en la probabilidad de que presenten problemas financieros (pérdidas) las sociedades de ahorro y préstamo de México. Mediante especificaciones Logit se encuentra que cinco variables específicas y cinco macroeconómicas son significativas en la probabilidad de que presenten pérdidas. Los cambios en el tamaño y las deudas, medidos a través de los activos y pasivos respectivamente, así como la morosidad son los factores fundamentales que tienen mayor influencia en la probabilidad de tener problemas financieros; la inflación y el dólar fueron las variables

*Email: jmorales@ipn.mx



macroeconómicas que mayor efecto tienen en la probabilidad de tener pérdidas. Estos resultados pueden ser útiles como indicadores de alerta temprana para evitar los problemas en estas sociedades de ahorro, así como en el diseño de políticas públicas a evitar el cierre de estas instituciones.

Palabras clave: variables fundamentales y macroeconómicas; dificultad financiera; ganancias; cajas de ahorro popular

Abstract

The Savings and Loan Cooperatives (SOCAPS) in Mexico are smaller in size than banks, so they are at greater risk of having problems in the face of changes in economic variables and their internal indicators. Therefore, the objective of this paper is to analyze the effect of different fundamental and macroeconomic variables on the probability of financial problems (losses) of savings and loan companies in Mexico. Using Logit specifications, we find that five specific and five macroeconomic variables are significant in the probability of losses. Changes in size and debts, measured through assets and liabilities respectively, as well as late payment are the fundamental factors that have the greatest influence on the probability of having financial problems; inflation and the dollar were the macroeconomic variables that have the greatest effect on the probability of having losses. These results can be useful as early warning indicators to avoid problems in these savings banks, as well as in the design of public policies to avoid the closure of these institutions.

Keywords: fundamental and macroeconomic variables; financial difficulty; profits; popular savings banks.

Introducción

Las Sociedades Cooperativas de Ahorro y Crédito (SOCAPS) son entidades del sector de ahorro y crédito popular enfocadas principalmente en brindar servicios financieros a aquellas personas que no cuentan con acceso a servicios que provee la banca privada, ya sea por su nivel de ingresos, por no contar con la documentación requerida por la banca, o bien, por su ubicación, sobre todo tratándose de aquellas personas que viven en lugares remotos, como zonas rurales donde difícilmente llega la banca comercial. De acuerdo con el Consejo de Estabilidad del Sistema Financiero (2022) en México existen 155 SOCAPS autorizadas por Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV, 2023) que atienden un poco más de 8.2 millones de socios, muchos de ellos se encuentran ubicados en zonas alejadas de los servicios financieros tradicionales como son los bancos. El financiamiento otorgado por las SOCAPS representa el 82% del financiamiento conjunto al sector de ahorro y crédito popular, Banco de México (2020). De manera que las SOCAPS desempeñan un papel muy importante en la oferta de servicios financieros formales a la población excluida y vulnerable.

A finales de la década de mil novecientos noventa, surgieron unas sociedades que simulaban ser cooperativas y defraudaron a gran cantidad de sus ahorradores. Lo que ocasionó diversas protestas por las pérdidas económicas de los socios, así como un serio daño a la reputación de este sector. Además de que también hubo quiebras de algunas de estas instituciones que afectaron a diversos ahorradores, principalmente en entidades como Veracruz, Jalisco y Oaxaca, López y Santoyo (2010) y Urbina (2021). En 2013 quebraron las sociedades de ahorro Crescencio A. Cruz y la Gerardo Green y según datos de la CNBV se debió a problemas financieros. La literatura refiere estudios que han identificado los factores que alertan a los bancos de problemas financieros, sin embargo, estos factores pueden diferir cuando se trata de identificar los elementos que advierten los problemas financieros a las sociedades cooperativas de ahorro y crédito, debido a que éstas son de menor tamaño y sus socios tienen características tanto en ingresos como en cultura financiera distintos a los clientes de los bancos. Lo escasos estudios sobre los factores que inciden en las dificultades financieras de las SOCAPS se han realizado en otros contextos diferentes al de México.

Conocer los factores que pueden inducir a un estado de fragilidad financiera a las sociedades cooperativas de ahorro y crédito, ayudaría a los supervisores del sistema financiero, en el diseño de políticas encaminadas a evitar la quiebra de estas instituciones financieras. También a los administradores en la toma de decisiones que ayuden a mejorar la situación financiera de las SOCAPS. Lo que justifica la importancia de esta investigación debido a que sus resultados ayudarían a alertar previamente del deterioro de las ganancias y de esa manera tratar de revertir los problemas financieros para asegurar su sustentabilidad. Lo que redundaría de manera indirecta en proteger a los socios de perder su patrimonio, y por otra parte coadyuvaría a la sostenibilidad de las SOCAPS y la continuidad de los servicios financieros que ofrece a la sociedad, los cuales son un detonador del crecimiento económico.

Derivado de lo anterior, el objetivo de este trabajo es identificar los factores que influyen en la fragilidad financiera (pérdidas) y como contribuye cada uno de ellos en la probabilidad de disminución de las ganancias en las SOCAPS en México, a través de un modelo regresión logit. La principal contribución es

identificar los factores específicos para las SOCAPS de México. Para lo cual se plantea como hipótesis de trabajo: H_1 : Las variables específicas de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo que describen su situación financiera tienen mayor peso que las variables macroeconómicas en la determinación de la probabilidad de sus problemas financieros (pérdidas).

Este artículo se organiza de la siguiente manera: en la primera sección se presenta la revisión de la literatura sobre la relación que tiene fragilidad financiera con las variables de las cajas de ahorro y las económicas, lo que ayudó a seleccionar las variables que inciden en ganancias. Posteriormente en la sección segunda se presenta el modelo de regresión logit con la descripción de las variables microeconómicas y las macroeconómicas seleccionadas. En la sección tres se presenta el análisis y la discusión de los resultados. Finalmente, se muestran las conclusiones de la investigación con sus implicaciones.

1. Revisión de la literatura

La introducción de las cooperativas de ahorro y crédito en América Latina se remonta al siglo XIX, cuando los inmigrantes europeos principalmente de Alemania e Italia introdujeron en Argentina, Chile, Brasil y Uruguay las cajas de socorro mutuo, que estaban manejadas bajo los principios cooperativos y que se dedicaban a la movilización del ahorro entre sus socios y otorgaban créditos. En México tuvieron sus comienzos en las entidades que se nombraron cajas de ahorro y que administraban las sacristías de las parroquias. En 1951 se crearon las tres primeras cajas de ahorro en la Ciudad de México, entre las que destacaba la Caja de León XIII. Para 1964 ya existían 500 cajas de ahorro. De 1951 hasta finales del siglo XX tuvieron un crecimiento acelerado, sin alguna regulación legal que ejerciera control sobre estas, Cabrera y Mariscal (2005) y Guzmán et al. (2011).

En 1991 se presentó un primer intento por regularizarlas, a través de la Ley General de Organizaciones y Actividades Auxiliares del Crédito. En 1993 se creó la figura de Cooperativa Solidaria en el marco del Programa Nacional de Solidaridad, en 1994 se intentó ordenar al sector mediante la Ley General de Sociedades Cooperativas, en la cual, se incluyó la figura de Sociedad Cooperativa de Ahorro y Préstamo. Durante 2001 se expidió la Ley de Ahorro y Crédito Popular, con la cual se fortalecieron las atribuciones de la Comisión Nacional Bancaria y de Valores (CNBV) como organismo regulador, así como los mecanismos de supervisión hacia las cooperativas, y se mejoran los instrumentos de protección a los socios ahorradores, Cabrera y Mariscal (2005) y Urbina (2021) y Guzmán et al. (2011).

Las cajas de ahorro han creado estrategias para conjuntar modelos financieros con las finanzas sociales populares; a pesar de su marcada diferencia con los principales bancos e instituciones que cuentan con un elevado nivel de activos, las cajas de ahorro han demostrado tener una ventaja competitiva, que radica precisamente en su proximidad con el cliente y su vocación social hacia los que cuentan con ingreso medio bajo. Esta ventaja se basa principalmente en acercarse al cliente y adaptar productos financieros de acuerdo con sus necesidades específicas, Guzmán et al. (2011). En México al cierre del año 2022 se encuentran registradas 298 SOCAPS con activos que tienen un valor inferior a 2.5 millones de UDIS, que no requieren autorización de la CNBV, pero tampoco cuentan con seguro de depósito y se clasifican en el nivel de operación básico.

Durante la crisis económica de 1994 en México, las sociedades cooperativas tuvieron problemas de insolvencia, incluso algunas quebraron (derivada de la heterogeneidad en los sistemas de información y contabilidad; liquidez creciente y mala administración de riesgos y, la inadecuada contabilidad de la cartera vencida), afectando a diversos ahorradores, principalmente en entidades como Veracruz, Jalisco y Oaxaca. Para el año 2000 cuando el sector retomó su rumbo y tuvo éxito nuevamente, hubo personas que beneficiándose de ello realizaron fraudes al aprovechar los vacíos legales de regulación existente y establecieron “pseudo-cajas”, provocando que sus clientes perdieran confianza en ellas, Guzmán et al. (2011). En 2013 quebraron las sociedades cooperativas de ahorro Crescencio A. Cruz y la Gerardo Green, de acuerdo con datos de la CNBV se debió a problemas financieros. Izquierdo (2015) reseña que algunos de los casos de fraude de cajas de ahorro fueron la SOCAP “JOB” y la financiera Libertad, afectando a pequeños ahorradores. En este sentido, Sanjiv, et al. (2023) sugieren que para evitar los grandes fraudes en las sociedades de ahorro y préstamo como ha sucedido en Indonesia, recomiendan comprobar los resultados de los principios de rendición de cuentas y responsabilidad de la buena gobernanza de las instituciones supervisoras, y endurecer la normativa cooperativa para proteger a los ahorradores de los fraudes.

Debido a la falta de regulación las cajas de ahorro son susceptibles de tener problemas relacionados con su cartera morosa e insuficiente capitalización, lo que puede llevarlas a la quiebra, afectando a gran cantidad de sus agremiados los cuales se caracterizan por ser personas de bajos recursos económicos. De esta manera, las empresas que enfrentan dificultades financieras adoptan distintas formas de solución, que van desde la venta de activos importantes, reestructuración financiera, negociación con los acreedores, intercambio de deuda por capital y en última instancia declararse en quiebra, Ross et al. (2012). Para identificar anticipadamente los problemas financieros en las empresas, diversos investigadores han tratado de proponer una serie de indicadores contable-financieros que ayuden a alertar con anticipación el riesgo de dificultades y de este modo evitar la quiebra. Y es así como surgieron los primeros estudios de alerta temprana que se enfocaron principalmente a compañías del sector industrial, posteriormente se analizaron los demás sectores, y recientemente a las compañías de la industria financiera, principalmente a los bancos y con escasos estudios de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo.

La quiebra de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo dada su trascendencia en el sistema financiero puede provocar inestabilidad económica, por lo que en los últimos sesenta años se ha buscado desarrollar modelos de alerta temprana. Estos modelos han utilizado diversas técnicas estadísticas, que van desde los análisis univariados hasta las técnicas econométricas más elaboradas como el análisis de regresión logística, Isaac y Oranday (2012). Ellos enfocaron su estudio en el ámbito PYME para un análisis comparativo entre México y España con datos de empresas del 2006-2010, las variables explicativas seleccionadas fueron: la rentabilidad, liquidez, solvencia y eficiencia.

Fitzpatrick (1932) dio origen a la etapa descriptiva con trabajos que utilizaron razones financieras para estudiar a las empresas que se encontraban en quiebra durante el periodo de 1920-1929. Sus resultados mostraron que los mejores predictores fueron las razones financieras que miden el resultado neto entre patrimonio neto y la del patrimonio neto entre pasivo total. Posteriormente Beaver (1966) y Altman (1968) propusieron variables para detectar el fracaso empresarial a través de modelos univariados y multivariados respectivamente con los cuales intentaron obtener mayor capacidad y exactitud en los indicadores predictivos. Utilizaron los múltiplos de rentabilidad, solvencia, liquidez y flujo de efectivo.

Ha habido varios estudios que incluyeron métodos multivariados, principalmente en aquellos países en los que se disponía de bases de datos de empresas quebradas, como EUA. Debido a esta situación la mayoría de los estudios se han enfocado al análisis de empresas pertenecientes a los países desarrollados, por lo que posteriormente Altman (2005) adaptó su modelo original de su Z-Score para economías emergentes con el objetivo de proponer un nuevo indicador global predictivo que considerara las características específicas de las empresas de estos países, al cual denomino “Market Model”.

Uno de los problemas recurrentes es la multicolinealidad que en ocasiones tienen las razones financieras utilizadas en los análisis estadísticos, lo que dificulta la inclusión de las variables independientes en los modelos predictivos de fragilidad financiera. Para solucionar este problema se ha recurrido al análisis factorial. Entre los estudios más sobresalientes que han utilizado este tipo de análisis se encuentran los de Pinches et al. (1973), Libby (1975) y Gombola y Ketz (1983) entre otros, quienes lo aplicaron en empresas del ramo industrial.

Tascón y Castaño (2012) presentan un metaanálisis en el periodo 2005-2010 de la evolución de los estudios sobre fracaso empresarial, entre los que se encuentran las técnicas de inteligencia artificial y el análisis envolvente de datos. Concluyeron que cada uno de los modelos, metodologías, conceptos y razones financieras utilizados en el estudio del fracaso empresarial es válido en el espacio y en el tiempo para esos datos, mientras que, por otra parte, depende de las condiciones del grupo específico de empresas analizadas y va evolucionando en la medida que cambian las condiciones del entorno. Du Jardin (2010) detectó que en los últimos 60 años predominaron el análisis discriminante, la [regresión logística](#) y la red neuronal de perceptrón multicapa. Seguramente porque estos modelos en su variable dependiente toman un valor dicotómico, por ejemplo, empresas sanas o fracasadas, en ese sentido estos análisis estadísticos facilitan el estudio de las empresas con problemas financieros. La finalidad de estos estudios es encontrar las razones financieras que conforme a su valor identifiquen los casos en que las empresas podrían caer en quiebra.

Tseng y Hu (2010) aplicaron métodos logit y perceptrón multicapa de retro propagación a datos de 904 empresas británicas del sector industrial durante el periodo de 1985-1994, con los cuales encontraron que los indicadores financieros que miden la ineficiencia de gestión, estructura de capital, insolvencia, efectos económicos adversos y volatilidad de ingresos, son útiles como indicadores de alerta de problemas financieros. Huang et al. (2012) después de aplicar varios métodos estadísticos, entre ellos el análisis discriminante a un grupo de empresas de la Bolsa de Taiwán encontraron que el índice de rentabilidad, el múltiplo de precio por acción, el índice de tasas de crecimiento, el de capacidad de pago de la deuda y el que mide la capacidad de gestión, pueden advertir el advenimiento de problemas financieros.

Al-Saleh y Al-Kandari (2012) analizaron una muestra de seis bancos de Kuwait con datos de 2001 a 2009, utilizaron un modelo de regresión logística para predecir sus problemas financieros, cuando estos pudieran existir. Fueron estadísticamente significativos la razón financiera que mide la inversión en valores a activos totales con una relación negativa, la proporción de préstamos a activos totales con una relación positiva y finalmente la razón de préstamos a depósitos con una relación positiva.

Fedorova et al. (2013) estudiaron 3,505 empresas manufactureras de Rusia durante el periodo 2007-2011 y combinaron diferentes algoritmos de aprendizaje (análisis discriminante, regresión logit, árbol de

clasificación y regresión y la red neuronal artificial, entre otros) con lo que encontraron que los indicadores que miden la rentabilidad, las ventas, la liquidez y la solvencia pueden detectar los problemas financieros. Caro et al. (2013) analizaron un grupo de empresas argentinas, chilenas y peruanas entre 1993 y 2000 y después de aplicar un modelo logístico mixto ofrecen evidencias de que las razones financieras que miden el flujo de fondos dividido entre el activo total, la proporción de activos líquidos divididos entre activo total, las ventas divididas entre el activo total, las deudas a patrimonio neto y el capital de trabajo dividido entre el activo total ayudan a identificar a las empresas con problemas financieros.

Zaghdoudi (2013) implementó un modelo de regresión logística para predecir quiebras de bancos en Túnez con datos de 2002-2010. Los resultados evidenciaron que la capacidad de pago de la deuda, el coeficiente de operaciones, la rentabilidad por empleado y el nivel de apalancamiento financiero tiene un impacto negativo en la probabilidad de quiebra.

Onofrei y Lupu (2014) usaron varios métodos como el análisis factorial, el análisis discriminante y la regresión logística en datos de 100 empresas rumanas entre 2007 y 2011, con lo cual evidenciaron que las razones financieras que miden el margen de beneficio neto, el beneficio por empleado, la prueba rápida, la deuda a fondos propios, la deuda total a activo total, la rotación de inventario, la rotación de activos totales y el tamaño de la empresa son útiles para identificar a las compañías con posible quiebra.

Blanco et al. (2016) estudiaron un grupo de empresas entre 1999 y 2008 a través de modelos de regresión logística y árboles de regresión con lo cual ofrecen evidencias de que las razones financieras que miden la liquidez, el apalancamiento, la actividad, la rentabilidad y el tamaño de la empresa y junto con algunas variables macroeconómicas pueden predecir los problemas financieros de las empresas.

Le y Viviani (2018) estudiaron los bancos de EUA, seleccionaron 31 razones financieras de cinco categorías: calidad del préstamo, calidad del capital, eficiencia operativa, rentabilidad y liquidez. Los hallazgos mostraron que todas las razones financieras son importantes para predecir las quiebras bancarias. Por su parte Petropoulos et al. (2020) estudiaron los bancos de EUA durante el periodo 2008-2014 mediante métodos de regresión logística y análisis discriminante, como resultado encontraron que los indicadores que miden la adecuación de capital, la calidad de los activos, la capacidad de gestión, las ganancias, la liquidez y el riesgo de mercado pueden identificar los casos de quiebras.

Altman et al. (2020) como resultado de usar el árbol de decisión, la regresión logística y la red neuronal en un grupo de empresas de la rama financiera y de vivienda de Finlandia entre 2004 y 2013, encontraron que las razones financieras de rentabilidad, liquidez, solvencia, flujo de efectivo, tamaño y un conjunto de variables no financieras que identifican el tipo de empresa, industria, edad y riesgo del sector son adecuadas para alertar de problemas financieros.

Una de las ventajas del modelo logit es que puede estudiar las características que distinguen a los diferentes grupos de empresas, por ejemplo, las que tienen problemas financieros versus las que muestran rentabilidad adecuada. Por esta razón ha sido uno de los modelos más utilizados para estudiar las empresas con riesgos de quiebra. En América, por ejemplo, Rubicondo (2016) utilizó un modelo logit con datos de enero de 2009 hasta diciembre de 2013 para analizar entidades financieras tanto de capital privado como de capital del Estado en Venezuela. Los resultados revelaron que pueden identificar la fragilidad de las instituciones privadas del sistema financiero con una tasa de 72.25%

de clasificación correcta mediante los índices de liquidez, ROE, los niveles de precios y el circulante; mientras que para los bancos gubernamentales fue del 62.50% a través del índice de patrimonio, ROE e inflación.

Delgado del Hierro (2019) estudió 22 bancos de Ecuador por el periodo de 2003 a 2015 con 11 indicadores. Encontró que las razones financieras capaces de emitir señales ante una posible quiebra son: cobertura patrimonial de activos improductivos, solvencia, relación depósitos/cartera, porcentaje de activos improductivos, gasto de personal sobre activo, ROA, ROE y liquidez. Además, observó que cada indicador tiene un valor específico según el tipo de crisis, el ROA y el ROE en 2010 mostró mayor vulnerabilidad derivado de la crisis de 2008 y el índice de liquidez en 2015 fue el más frágil, dado que cerca del 70% de bancos privados registraron problemas de liquidez.

Filippopoulou et al. (2020) examinaron una muestra de bancos de países de la zona euro entre 2007 y 2015 mediante un modelo logístico binario. En sus resultados encontraron que las variables que miden los riesgos relacionados con los activos, el financiamiento y la liquidez son importantes para pronosticar hasta cuatro a un año previos del inicio de una crisis bancaria sistémica. Mahariyani et al. (2020) aplicaron un modelo de regresión logit con datos de 43 bancos comerciales de Indonesia por el periodo de 2013 a 2019. Las variables que reflejaron la probabilidad de dificultades financieras fueron: préstamos morosos, proporción de crédito total, de cantidad de fondos de terceros, de gastos de operación y de ingresos de operación.

Yunita (2020) analizó un grupo de bancos de Indonesia frente al riesgo de quiebra en tiempos de crisis financiera durante el periodo de 2008 a 2019, mediante modelos de regresión logit y probit. Los resultados mostraron que antes de la crisis económica de 2008 la probabilidad de quiebra estuvo influenciada por la oferta monetaria, el dólar de EUA y el crecimiento económico. Pero después de la crisis de 2008 la probabilidad de quiebra afectó significativamente por la rentabilidad, el tipo de cambio con el dólar de EUA, la tasa de interés y la tasa del mercado monetario islámico.

De los estudios realizados en las cajas de ahorro, se encontraron principalmente en algunos países de Europa, como España, Italia y Portugal principalmente, algunos de Asia como en Indonesia y muy pocos en el continente americano como Perú y Ecuador, y en menor grado de África como Ghana. Cabo y Rebelo (2012) estudiaron una muestra de 115 cooperativas de Portugal entre 1995 y 2009 mediante los análisis de regresión logística y análisis discriminante múltiple. Los resultados revelaron que las variables que miden el crecimiento de clientes, la cantidad de créditos vencidos, la proporción de gastos, los costos estructurales, la liquidez, el endeudamiento y margen financiero son determinantes en los casos de falla de estas instituciones. Destacaron que el aumento en el crédito vencido incrementa la probabilidad de falla.

En España, Vasallo y Vilar (2006) ofrecen un análisis de las cajas de ahorro de este país en las que encontraron que su viabilidad depende de aspectos estratégicos enfocados principalmente en generar rentabilidad financiera, que estas instituciones experimentaron entre la década de 1970 a la de 1990. Madera del Pozo (2017) también estudiaron las cajas de ahorro de España entre 1990 y 2015 mediante un modelo logit, encontrando que las variables que miden el tamaño, la calidad del negocio (créditos/activo total) y la rentabilidad permiten alertar cuando tienen problemas financieros. Estas variables también son útiles en la valoración de las cajas de ahorro para los procesos de fusión. Por su parte Fernández et al. (2019) analizaron un grupo de bancos y cajas

de ahorros en el periodo de 2005 a 2012. Detectaron con una precisión del 73.5% que el árbol CHAID es el mejor modelo para identificar a las entidades de crédito con problemas de liquidez y solvencia.

Forgione y Migliardo (2018) estudiaron un grupo de bancos cooperativos de Italia durante el periodo de 2007-2014, mediante un modelo logit detectaron que los préstamos morosos sin reservas tienen un impacto significativo en la probabilidad de dificultades cooperativas. También fue significativa la capitalización lo que se originó por las restricciones legales para captar capital y por el bajo nivel de depósitos de préstamos ocasionado por su limitada diversificación de política de fondeo.

En Perú, Aladazabal y Napán (2014) analizaron la situación financiera de la Caja de Ahorro y Crédito Pisco, la cual fue liquidada por incumplimiento de sus compromisos por su alto índice de morosidad, con ROE y liquidez muy bajos, mediante el modelo de la Z de Altman. La razón financiera con mayor influencia para identificar problemas fue la de capital de trabajo/activo total, que muestra la capacidad de la empresa para cumplir con sus obligaciones, y que en este caso sus niveles no fueron los suficientes para cumplir con sus compromisos.

Mosquera y Marcelo (2021) plantearon un modelo logit para alerta de fragilidad de las cooperativas de ahorro y crédito de la provincia de Tungurahua de Ecuador, con datos del periodo 2019-2020. Los hallazgos mostraron las razones financieras significativas fueron el alto compromiso del patrimonio con respecto a los activos, rentabilidades bajas y una alta participación de activos improductivos con relación a los activos totales. En contraste, el índice positivo que detectaron fue un aumento de provisiones para cubrir la cartera de créditos y un eficiente control administrativo de gastos.

Indrajati et al. (2020) estudiaron los determinantes de las cajas rurales en dificultad financiera en Indonesia, utilizando un enfoque logit con datos de 2014-2018. Los resultados revelaron que la morosidad, el capital, la rentabilidad y la productividad tienen una influencia significativa en las dificultades financieras. Diferente a lo esperado, la liquidez no fue un factor determinante de los problemas financieros, debido a que las cajas rurales mantuvieron su nivel de liquidez de acuerdo con lo requerido por la autoridad.

De Indonesia, Isa et al. (2023) también ofrecen evidencias de una fuerte influencia de las condiciones económicas en los problemas financieros relacionados con las cuentas morosas de las sociedades de ahorro y préstamo de este país. Señalan que las variables fundamentales tienen menor influencia. Por su parte Tambunan (2023) como resultado de analizar los datos contables de una cooperativa de ahorro y préstamo de Indonesia en el periodo de 2011-2018, encontró que los factores que causaron la disminución del rendimiento fueron el saldo de la caja, el nivel de endeudamiento y la rotación de caja. Por lo que recomiendan disminuir la morosidad las deudas a fin de optimizar la eficacia.

Amankwaah y Okyr (2023) estudiaron un grupo de sociedades de ahorro y préstamos de Ghana entre 2016 y 2021. En sus resultados encontraron que el tamaño de la empresa, el nivel de las garantías, el índice de corrupción y el tipo de cambio afectan negativamente y de forma significativa las dificultades financieras de estas sociedades.

Los estudios de alerta temprana para identificar problemas financieros se han realizado principalmente en las empresas del sector no financiero, y solo en las últimas dos décadas se incrementaron en las instituciones del sector financiero, principalmente los bancos, siendo escasos los estudios que se han enfocado a las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo.

2. Datos y aspectos metodológicos

La selección de los indicadores específicos de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo y de su ambiente económico se realizó con base en las utilizadas por los diferentes autores que han estudiado el tema, como Cabo y Rebelo (2012), Rubicondo (2016), Madera del Pozo (2017), Le y Viviani (2018), Forgione y Migliardo (2018), Delgado del Hierro (2019), Filippopoulou et al. (2020), Indrajati et al. (2020), Yunita (2020) y Mosquera y Marcelo (2021), entre otros. Del Banco de México (2023) se obtuvo el precio del dólar y la tasa de CETES, del Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática (INEGI, 2023), el IGAE, el desempleo y la inflación y los indicadores específicos de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo de la CNBV (2023). La descripción de las variables se especifica en la tabla 1.

Tabla 1

Variables de análisis

<i>Variables</i>	<i>Fórmula</i>	<i>Descripción</i>
ROA. Rendimiento del Activo	$\frac{\text{Resultado neto}}{\text{Activo total}}$	El signo negativo muestra pérdidas y el positivo ganancias. Se codificó 1 = pérdidas y 2 = ganancias.
IMOR. Índice de morosidad	$\frac{\text{Cartera Vencida}}{\text{Cartera Total}}$	Cuantifica la porción de los créditos vencidos y no pagados
ICOR. Índice de cobertura	$\frac{\text{Estimaciones preventivas para riesgo crediticio}}{\text{Cartera vencida}}$	Mide las estimaciones para prever los riesgos de impago de la cartera
LIQUID. Coeficiente de liquidez	$\frac{\text{Activos a corto plazo}}{\text{Pasivos a corto plazo}}$	Mide la suficiencia de recursos de fácil realización para hacer frente a los compromisos de corto plazo
NICAP Nivel de capitalización	$\frac{\text{Capital neto}}{\text{Requerimiento total de capital por riesgos}}$	Muestra la fortaleza financiera para soportar una pérdida no esperada
ACTIVOS	Suma de todos los bienes y derechos	Tamaño de la caja de ahorro medida por la cantidad de su activo.

<i>Variables</i>	<i>Fórmula</i>	<i>Descripción</i>
PASIVOS	Suma de todas las deudas y obligaciones	Obligaciones que tiene que cubrir la entidad financiera.
REMESAS	Ganancias que los emigrantes envían a México	Muestra el envío de dinero de las personas mexicana que residen en el extranjero, en dólares de EUA.
DÓLAR	Dólar Fix, publicado por el banco de México	Dólares de EUA
IGAE	Indicador global de la actividad económica.	Es un indicador preliminar de distintitos sectores que muestra la dirección de la economía en el corto plazo.
CETES	Tasa de interés de los Certificados de la Tesorería de la Federación	Registra la tasa de interés que paga el gobierno de México por financiarse en máximo un año.
DESEMPLEO	Índice de desocupación	Cantidad de ciudadanos que carecen de empleo y en consecuencia de ingresos por salarios.
INFLACIÓN	Incremento de precios mensuales	Aumento de los precios de bienes y servicios.

Nota. Elaboración con definiciones de la CNBV (2023), del INEGI (2023) y del Banco de México (2023).

Todas las observaciones son mensuales y se estudió el periodo que comprende del primer trimestre de 2014 al cuarto trimestre de 2022, es decir, 108 observaciones por cada sociedad cooperativa. Se estudiaron 20 Sociedades Cooperativas de Ahorro Préstamo (SOCAP), que concentraron el 74.56% de los activos totales de este sector al cierre de 2022, véase anexo 1.

Para estudiar cómo afectan las variables independientes a la probabilidad de que una caja de ahorro obtenga ROA positivo (ganancias) versus ROA negativo (pérdidas), haciendo que $ROA = y_i$, se puede definir el modelo de regresión logística, Gujarati y Porter (2009):

$$y_i = \frac{1}{1 + \exp(-z)} + u_i \quad (1)$$

Donde:

La variable dependiente y_i es una variable dicotómica que separa los trimestres en que cada una de las cajas de ahorro tuvo ROA positivo de los trimestres en los que fue negativo:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i > 0 \\ 0 & \text{si } y_i \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

z = scoring logístico, para obtener esta evaluación se obtiene mediante la siguiente función:

$$z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

En donde las X_k asumen los valores de las variables independientes (IMOR, ICOR, LIQUID, NICAP, ACTIVOS, PASIVOS, REMESAS, DÓLAR, IGAE, CETES, DESEMPLEO e INFLACIÓN) especificadas en la tabla 1. La u_i es una variable aleatoria.

Considerando que la variable a predecir y_i es binaria, se puede calcular $P(Y = 0|X)$ de la siguiente manera:

$$1 - P(Y = 1 | X) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\left[-\left(\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i\right)\right]} = \frac{\exp\left[-\left(\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i\right)\right]}{1 + \exp\left[-\left(\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i\right)\right]} \quad (3)$$

Es conveniente que el modelo de regresión logístico se exprese en la manera logit, quedando de la siguiente forma:

$$\text{logit}(P(Y = 1 | X)) = \ln OR(X) = \ln \left[\frac{P(Y = 1 | X)}{1 - P(Y = 1 | X)} \right] \quad (4)$$

Si se sustituyen en (4) las expresiones correspondientes el modelo logístico, se obtiene:

$$\text{logit}(P(Y = 1 | X)) = \ln(e^{z'}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (5)$$

El efecto de cada una de las variables explicativas x_i depende de la asociación que tiene específicamente con la variable y_i . Cada combinación de valores de las variables independientes tiene un efecto diferente en y_i , este se puede identificar con su valor de Odd Ratio (OR). El OR es el valor exponencial del coeficiente de una variable explicativa, la cual determina la sensibilidad de dicha variable frente al modelo. El OR es el cociente entre dos odds (ocurrencia de un evento y su no concurrencia), esto equivale a:

$$OR = \text{antilog}(\beta_i) = e^{\beta_i} \quad (6)$$

En este estudio se presenta el efecto que tiene cada uno de los factores estudiados de manera independiente con el ROA a través de sus valores de OR.

3. Análisis del Rendimiento sobre el Activo (ROA)

En la tabla 2 se presentan los principales indicadores financieros de las 20 SOCAP estudiadas. Se observa que son tres las cajas más grandes medidas por su valor de activos, en primer lugar, la Caja Popular Mexicana, le sigue la Caja de Ahorro de los Telefonistas y, en tercer lugar, la Caja Morelia Valladolid. En relación con el tamaño de las deudas son las mismas tres cajas conforme al tamaño de los activos las que tienen los mayores pasivos. En cuanto a la captación total, que mide la recolección de dinero, nuevamente la Caja Popular Mexicana, la Caja de Ahorro de los Telefonistas y la Caja Morelia Valladolid, son las que tienen los mayores niveles de captación, y en el extremo opuesto, la Caja Popular Dolores Hidalgo, la Caja SMG y la Caja Inmaculada tienen los menores niveles. La Caja Popular Mexicana, la Caja de Ahorro de los Telefonistas y la Caja Morelia Valladolid son las que han otorgado mayor cantidad de financiamiento a los agentes económicos, medido por su cartera total. La Caja Popular Mexicana tiene 67,816 sucursales, le sigue la Caja de Ahorro de los Telefonistas con 9,703 y en tercer lugar la Caja Morelia Valladolid con 3,828. Y las tres cajas con el mayor número de socios ordenadas de mayor a menor son la Caja Popular Mexicana con 2'896,681, le sigue la Caja Morelia Valladolid con 553,720 y en tercer lugar Coopdesarrollo con 183,909 socios.

Son tres las cajas - Caja Popular Mexicana, la Caja de Ahorro de los Telefonistas y la Caja Morelia Valladolid- con el mayor tamaño que atienden la mayor cantidad de socios y otorgan el mayor financiamiento debido a que tienen la mayor proporción de activos, sucursales y cartera.

Tabla 2

Principales indicadores de las Cajas de Ahorro (cifras a diciembre de 2020)

	Nombre	Número de Socios	Número de Sucursales	Activo total	Cartera total	Captación total	Pasivos totales
1	Caja Popular Mexicana	2,896,681	478	67,816.43	37,809.88	55,796.14	56,954.63
2	Caja de Ahorro de los Telefonistas	62,252	17	20,677.65	9,703.07	16,363.30	16,896.50
3	Caja Morelia Valladolid	553,720	89	6,030.85	3,828.18	4,957.25	5,068.18
4	Coopdesarrollo	183,909	46	4,194.34	1,725.34	3,162.06	3,255.00
5	Caja Real del Potosí	154,047	27	3,690.61	2,429.09	2,382.89	2,499.65
6	Cooperativa Acreimex	183,067	53	3,503.20	2,544.79	2,710.94	2,800.46
7	Caja Popular Cerano	88,754	27	3,674.32	1,619.89	3,026.06	3,105.63
8	FINAGAM	81,581	36	3,170.30	1,244.32	2,735.93	2,814.95
9	Gonzalo Vega	160,021	23	3,204.44	2,175.57	2,284.88	2,385.46
10	Caja San Nicolás	169,855	37	2,983.92	1,827.34	2,426.35	2,489.88
11	Caja Hipódromo	84,404	17	3,011.22	1,624.48	2,466.83	2,574.60
12	Caja Popular Apaseo el Alto	105,393	55	2,807.59	1,290.87	2,015.66	2,077.94
13	Caja Popular San Rafael	133,363	21	2,494.24	1,614.55	1,749.28	1,787.79
14	Caja Popular Cristóbal Colón	84,010	32	2,714.95	2,058.76	2,205.76	2,251.71
15	Caja Popular Tamazula	76,207	24	2,266.90	1,280.34	1,875.84	1,929.20
16	Caja Popular Dolores Hidalgo	92,317	23	1,984.33	850.37	1,485.51	1,520.48
17	Caja Inmaculada	89,359	24	1,939.56	889.73	1,668.55	1,694.29
18	Caja Popular Oblatos	120,891	50	1,847.73	1,315.69	1,671.95	1,707.90
19	Caja Popular Las Huastecas	86,568	34	2,075.65	924.76	1,792.94	1,810.36
20	Caja SMG	51,574	58	1,871.94	1,333.39	1,573.25	1,616.34

Nota. Elaboración propia con datos de la CNBV (2023)

En la tabla 3 se puede ver que el grupo de cajas de ahorro que mostraron pérdidas (ROA negativo) tiene un ROA promedio negativo de -1.5, con un mínimo de -6.4 y un máximo de 0.00, en contraste el grupo de SOCAPS con ganancias (ROA positivo) tiene un valor promedio de 2.5, con máximo de 7.3. También se observa que los niveles de morosidad (IMOR), de cobertura (ICOR) y de capitalización (NICAP) son más débiles en las cajas de ahorro que reportaron pérdidas en comparación a las que mostraron ganancias. En lo que se refiere al tamaño de los ACTIVOS y PASIVOS su valor promedio y su mediana no difieren significativamente entre los dos grupos de SOCAPS, sin embargo, los valores máximos de las SOCAPS con ganancias alcanzan casi el doble del valor promedio.

Tabla 3

Estadísticos descriptivos de las variables internas de las SOCAPS

	IMOR	ICOR	LIQUID	ROA	ROE	NICAP	ACTIVOS	PASIVOS
SOCAPS con pérdidas								
μ	10.3	108.2	71.2	-1.5	-12.6	223.3	7.7	7.6
Mediana	8.4	100.5	85.0	-0.8	-5.9	214.9	7.7	7.6
Máximo	18.2	170.0	124.4	0.0	0.0	379.8	8.2	8.1
Mínimo	5.4	68.6	11.7	-6.4	-61.9	85.3	6.4	6.3
σ	4.2	27.4	33.5	1.7	16.0	71.5	0.4	0.4
SOCAPS con ganancias								
μ	5.5	136.5	47.4	2.5	14.1	292.5	7.9	7.7
Mediana	5.5	116.4	40.2	2.5	14.1	272.4	7.7	7.5
Máximo	15.8	751.7	164.5	7.3	46.6	611.3	11.4	11.2
Mínimo	0.4	70.6	6.4	0.0	0.0	0.0	6.2	6.1
σ	2.4	74.8	27.3	1.2	6.3	94.0	0.9	0.9

Nota. Elaboración propia

En la tabla 4 se presentan por cada año las SOCAPS con el ROA mínimo y máximo. Se observa que la Caja Popular Oblatos tuvo las pérdidas más grandes por -6.4, seguida de la Caja Popular Dolores Hidalgo con -4.7 durante 2020 y 2016 respectivamente. La caja Gonzalo Vega alcanza su máximo global con 7.3 de ROA en 2019, seguido por la Caja Morelia de Valladolid con 6.8 de ROA durante el 2022.

Tabla 4

Las cajas de ahorro con máximo ROA (negativo) y máximo ROA (positivo)

Año	SOCAP	mes/año	Mínimo	SOCAP	mes/año	Máximo
2014	Caja Inmaculada	08/2014	0.0	Caja Popular San Rafael	03/2014	4.6
2015	FINAGAM	12/2015	-0.7	Caja Popular Cerano	01/2015	4.1
2016	Caja Popular Dolores Hidalgo	09/2016	-4.7	Caja Real del Potosí	06/2016	4.4
2017	Caja Popular Dolores Hidalgo	01/2017	-3.6	Caja Real del Potosí	01/2017	4.3
2018	Caja San Nicolás	07/2018	0.5	Cooperativa Acreimex	07/2018	5.8
2019	FINAGAM	11/2019	-0.2	Gonzalo Vega	05/2019	7.3
2020	Caja Popular Oblatos	06/2020	-6.4	Gonzalo Vega	01/2020	5.1
2021	Caja Popular Oblatos	01/2021	-3.1	Caja Real del Potosí	04/2021	4.6
2022	FINAGAM	01/2022	-1.5	Caja Morelia Valladolid	10/2022	6.8

Nota. Elaboración propia

Como se observa en la tabla de referencia que las pérdidas de las cajas de ahorro oscilan desde 0.0 hasta -6.4 en su valor de ROA, con una σ de 1.7, por su parte las SOCAPS con ROA positivos tienen un rango de 0.0 a 7.3, con una σ de 1.2 véase tabla 2, de manera que los ROAS negativos tienen mayor volatilidad medido por la desviación estándar en comparación con la ROAS positivos.

Tabla 5*Modelo logit con todas las variables*

Variable	\hat{a}_i	p	Exp(B)
IMOR	-0.736	0.000	0.479
ICOR	-0.012	0.010	0.988
LIQUID	0.001	0.898	1.001
NICAP	0.010	0.000	1.010
ACTIVOS	4.967	0.029	143.612
PASIVOS	-4.626	0.044	0.010
REMESAS	0.000	0.000	1.000
DÓLAR	-0.669	0.000	0.512
IGAE	-0.094	0.018	0.910
CETES91	0.711	0.000	2.037
DESEMPLEO	0.385	0.311	1.469
INFLACION	0.842	0.023	2.321
Constante	18.524	0.003	

Nota. Elaboración propia

En la tabla 5 se presentan los resultados de las estimaciones del modelo logit considerando todas las variables, y se puede ver que IMOR, ICOR, NICAP, REMESAS, DÓLAR, IGAE y CETES91 son altamente significativas, incluso al 1%, con excepción de ACTIVOS e INFLACIÓN que sólo lo son al casi 5%. Las variables LIQUID, PASIVOS y DESEMPLEO no resultaron ser estadísticamente significativas, por lo que se procedió a estimar nuevamente el modelo excluyendo las variables no significativas, obteniendo el modelo que se muestra en la tabla 6.

Tabla 6

Modelo logit depurado

	$\hat{\beta}_i$	<i>p</i>	Exp(B)
IMOR	-0.732	***	0.481
ICOR	-0.012	***	0.988
NICAP	0.010	***	1.010
ACTIVOS	4.689	***	108.747
PASIVOS	-4.347	**	0.013
REMESAS	0.000	***	1.000
DÓLAR	-0.673	***	0.510
IGAE	-0.115	***	0.891
CETES91	0.640	***	1.897
INFLACIÓN	0.856	***	2.354
Constante	22.561	***	
Porcentaje global de clasificación			97.4
Prueba de Wald			<0.01
<i>R² Nagelkerke</i>			0.508
Prueba de Hosmer y Lemeshow			0.342
Especificidad			99.9
Sensibilidad			42.2
***, ** y * denotan, respectivamente el 1, el 5 y el 10% de significancia			

Nota. Elaboración propia

En la tabla 6 se presenta el modelo logit únicamente con las variables que resultaron significativas en la probabilidad de obtener ROA positivo. Se observa que se tiene un porcentaje global de clasificación correcto del 97.4%. La prueba de Wald tiene una significancia < 0.01, por lo que se rechaza la hipótesis nula y se acepta la alternativa, es decir, que al menos una de las variables independientes es relevante para explicar la

variable dependiente. El estadístico R^2 Nagelkerke muestra que las variables independientes del modelo explican el 50.8% del ROA, porcentaje que es considerado aceptable, dado que los valores entre 30 y 60% son óptimos para ajustar adecuadamente la relación de las variables, Gujarati y Porter (2009), Bolton (2010) e Iglesias y Fernández (2022). El estadístico de Hosmer-Lemeshow tiene una $p > 0.05$, de manera que las tasas de los eventos observados coinciden con las tasas de eventos esperados, rechazándose la hipótesis de mal ajuste en las probabilidades predichas a las observadas, Bolton (2010), Webster (2011), Moreno (2013) e Iglesias y Fernández (2022). La proporción de casos positivos que están bien detectados es de 99.9% según el valor del estadístico de sensibilidad. Estas pruebas confirman que el modelo estimado tiene una adecuada precisión de clasificación de pertenencia de grupo.

De acuerdo con los valores de Odds Ratio que se muestran en la columna Exp(B), se puede ver que el incremento de un punto porcentual de IMOR reduce 2.0790 ($1/0.481 = 2.0790$) veces las ganancias, el aumento de un punto porcentual de ICOR disminuye 1.02 ($1/0.988 = 1.02$) veces el ROA positivo. Por cada unidad de logaritmo que aumenten los PASIVOS se reducen 76.92 ($1/0.013 = 76.92$) veces más las ganancias. Por cada unidad de moneda nacional que incremente el DÓLAR se reduce 1.96 ($1/0.512 = 1.96$) más las ganancias y por cada punto porcentual que aumente el IGAE disminuye 1.238 ($1/0.891 = 1.238$) veces más el ROA. También se observa que por cada unidad porcentual de aumento del NICAP se incrementa 1.01 veces las ganancias. El incremento de una unidad de logaritmo de ACTIVOS aumenta 108.747 veces más las ganancias. El aumento de mil millones de pesos de REMESAS incrementa 1.0 veces más el ROA. Por cada punto porcentual de aumento de la tasa de CETES91 incrementa 1.89 veces más las ganancias. El incremento de un punto porcentual de INFLACIÓN a aumenta 2.35 veces más el ROA. Los cambios en los ACTIVOS son los que más afectan las ganancias, le siguen ordenados de mayor a menor influencia los PASIVOS, la INFLACIÓN, el IMOR y DÓLAR.

En la misma tabla 6 se observa que la morosidad (IMOR) disminuye la rentabilidad del activo (ROA), lo cual concuerda con los resultados de estudios previos en instituciones de ahorro y crédito popular, como los de Cabo y Rebelo (2012) quienes encontraron que un incremento de la proporción de créditos vencidos aumenta la probabilidad de fracaso financiero, confirmando la importancia de optimizar los procesos de recuperación de créditos para mejorar las ganancias. También está en línea con los hallazgos de Forgione y Migliardo (2018) en bancos cooperativos de Italia y de Indrajati et al. (2020) en cajas rurales de Indonesia quienes encontraron una relación negativa entre morosidad y ganancias. Por su parte el signo de las estimaciones para prever los riesgos de impago de la cartera morosa (ICOR) muestra que a medida que estas disminuyen, aumenta la probabilidad de ganancias. Lo cual difiere de los hallazgos de Le y Viviani (2018) quienes encontraron que a mayor índice de cobertura se reducen los riesgos de problemas financieros en los bancos de EUA.

Por el contrario, el nivel de capitalización (NICAP) de acuerdo con su signo mantiene una relación positiva con el ROA, el cual coincide con los hallazgos de Forgione y Migliardo (2018) e Indrajati, et al. (2020) quienes detectaron que un incremento en el capital disminuye la posibilidad de dificultades financieras en los bancos cooperativos de Italia y las cajas rurales de Indonesia respectivamente.

En la medida que las SOCAPS son más grandes cuantificadas por el monto de sus activos (ACTIVOS) sugiere que también crece el ROA, este resultado es similar al obtenido por Madera del Pozo (2017) quien ofrece evidencias de que el tamaño de los activos en las cajas rurales de España fue significativo en su sustentabilidad financiera para evitar su quiebra en el contexto de la crisis de 2008, y los de Mosquera y Marcelo (2021) quienes detectaron una relación negativa entre los activos y la probabilidad de ocurrencia de

problemas financieros en las Cooperativas de ahorro y crédito de Ecuador. Y en sentido opuesto de acuerdo con el valor de su coeficiente $\hat{\beta}_i$, las deudas (PASIVOS) reducen el rendimiento del activo, lo cual está en línea con los resultados de varios estudios, por ejemplo, los de Cabo y Rebelo (2012) quienes encontraron que mayor endeudamiento incrementa la probabilidad de problemas financieros en las cooperativas de ahorro y crédito españolas, y los de Mahariyani et al. (2020) quienes encontraron una relación similar en un grupo de bancos de Indonesia.

Las REMESAS mantienen una relación directa con el ROA, lo que sugiere que gran cantidad de socios de las cajas de ahorro probablemente tienen ingresos por remesas, lo que les provee recursos para ahorrar en las SOCAPS. El precio del dólar (DÓLAR) tiene una relación inversa con el ROA, lo que alude que en un escenario de disminución del precio del dólar aumenta las ganancias de las SOCAPS, y podría explicarse, que en ese contexto los dólares pierden valor en moneda nacional con lo cual los socios se ven obligados a solicitar más préstamos a las SOCAPS incrementando las ganancias de estas. Nuestro resultado con esta variable es similar a los obtenidos por Yunita (2020) quien ofrece evidencias de que el tipo de cambio del dólar influye en la probabilidad de riesgo de la banca islámica.

El indicador global de la actividad económica (IGAE) tiene una relación inversa con el rendimiento del activo, una posible explicación es que a medida que aumenta el ritmo de la actividad económica los socios reducen el uso de los créditos ofrecidos por las SOCAPS, lo que trae en consecuencia disminución de las ganancias y del ROA. De acuerdo con el signo del coeficiente de las tasas de interés (CETES) muestra una relación directa con el ROA, de manera que cuanto más altas son las tasas de interés produce mayores ingresos por este concepto a las SOCAPS incrementando sus ganancias, aunque este resultado difiere de los hallazgos de Filippopoulou et al. (2020) quienes encontraron que la tasa de interés influyó en las crisis financieras de los bancos europeos, y los de Yunita (2020) que evidenció que la tasa de interés influye en la probabilidad de quiebra en la banca islámica. Por su parte el aumento de precios medido por la inflación (INFLACIÓN) tienen un efecto directo en el ROA, y podría explicarse que cuando se encarecen los bienes y servicios conduce a los socios a solicitar préstamos a las sociedades cooperativas de ahorro por la pérdida del poder adquisitivo.

De acuerdo con los resultados de esta investigación se encontró que cinco de las variables macroeconómicas y cinco de las variables específicas de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo influyen en la probabilidad de que las SOCAPS lleguen a tener problemas financieros (pérdidas), por lo que se acepta parcialmente la hipótesis de trabajo H_1 , la cual planteaba que las variables fundamentales de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo tenían mayor peso en la determinación de la probabilidad de pérdidas.

4. Conclusión

En este artículo se analizó la relación de la probabilidad de fragilidad financiera (pérdidas) de las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo de México con los índices de morosidad (IMOR), de cobertura (ICOR), liquidez (LIQUID), nivel de capitalización (NICAP), activos, pasivos y cinco variables macroeconómicas (REMESAS, DÓLAR, IGAE, CETES, DESEMPLEO e INFLACIÓN).

Se encontró que cinco de las seis variables específicas de las SOCAPS fueron variables significativas en el modelo logit estimado para la probabilidad en la obtención de ganancias, sólo la liquidez (LIQUID) no fue significativa; ocurre de manera similar con las variables macroeconómicas, únicamente el desempleo (DESEMPLEO) no fue significativo. Los ACTIVOS son los que tienen el

mayor impacto en la reducción de problemas financieros, entre más activos poseen las SOCAPS se traduce en mayores ganancias, muy probablemente sea el resultado de que, a mayor tamaño, estas instituciones disponen de más infraestructura tanto en cantidad de sucursales, como el desarrollo de procedimientos para ofrecer mayor cantidad de servicios a más usuarios, lo que se traduce en mayor cantidad de créditos otorgados y en ganancias para las sociedades cooperativas.

Los PASIVOS reducen 0.7 veces lo que aumentan los ACTIVOS en la probabilidad de obtener un ROA positivo, es decir, que a medida que aumenta la proporción de pasivos se reducen las ganancias. Lo que sugiere que las sociedades cooperativas deben implementar políticas para aumentar su número de socios y de esa manera prescindir en la medida de lo posible de los pasivos en la estructura de financiamiento y con ello reducir la probabilidad de problemas financieros.

Según las estimaciones mostradas en el modelo logit, la morosidad (IMOR) aumenta la probabilidad de pérdidas. Generalmente los créditos otorgados que no son recuperados se traducen en pérdidas, de manera que cuanto más grande es el monto de créditos morosos aumenta la probabilidad de problemas financieros. Lo que sugiere a los gerentes de las SOCAPS el diseño de políticas de otorgamiento de créditos y estrategias de cobranza encaminadas a reducir la morosidad.

La inflación (INFLACIÓN) y el DÓLAR reducen la probabilidad de problemas financieros, lo que evidencia que, en un contexto económico caracterizado por alta inflación acompañado del aumento del precio del dólar, las SOCAPS han tenido un papel importante al otorgar financiamiento a sus socios, contribuyendo de esa manera en la recuperación de las crisis económicas.

Derivado de los resultados mostrados previamente se concluyó que, se cumplió con el objetivo de analizar el efecto que tienen las diferentes variables fundamentales y macroeconómicas en la probabilidad de que presenten problemas financieros (pérdidas) las sociedades cooperativas de ahorro y préstamo de México.

Las decisiones que tomen los gerentes de las sociedades cooperativas de ahorro y crédito, así como el diseño de políticas producidas por los responsables de las políticas públicas, considerando los hallazgos de esta investigación, podrán reducir la probabilidad de problemas financieros en las SOCAPS. Y en esa medida se aseguraría la continuidad del financiamiento que proveen estas instituciones financieras a los diferentes agentes económicos, lo que contribuiría a incentivar la estabilidad del sistema financiero e impulsar en alguna medida el mejoramiento de la economía, como lo argumenta Levine (2005) quien ha detectado que el desarrollo del sistema financiero conduce al crecimiento económico.

A su vez, se abre una gama aspectos que se pueden analizar para continuar esta línea de investigación, entre estos los niveles de capitalización óptimos requeridos en las SOCAPS para reducir el riesgo de insolvencia. Otro de ellos es estudiar la relación que tienen los factores fundamentales y específicos de las SOCAP con las ganancias antes, durante y posterior a la crisis de COVID-19.

Referencias

- Aladazabal, J. y Napán A. (2014). Análisis Discriminante aplicado a modelos de predicción de quiebra. *Revista de la Facultad de Ciencias Contables*, 22(42), 53-59.
- Al-Saleh, M. A., & Al-Kandari, A. M. (2012). Prediction of financial distress for commercial banks in Kuwait. *World Review of Business Research*, 2(6), 26-45. <https://zantworldpress.com/wp-content/uploads/2020/01/2.-Ahmad.pdf>
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance (Wiley-Blackwell)*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (2005). An emerging market credit scoring system for corporate bonds. *Emerging Markets Review*, 6(4), 311-323. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2005.09.007>. <https://doi.org/10.1016/j.ememar.2005.09.007>
- Altman, E.I., Iwanicz-Drozowska, M., Laitinen, E. K. & Suvas, A. (2020) A Race for Long Horizon Bankruptcy Prediction. *Applied Economics*, 52(37), 4092-4111. <https://doi.org/10.1080/00036846.2020.1730762>
- Amankwaah, E. y Okyr, N. (2023). Effect of firm size and corruption on financial challenges of savings and loans companies: Evidence from Ghana. *Social Sciences & Humanities Open* 8, 100552, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2023.100552>
- Banco de México (2020). Entidades de Ahorro y Crédito Popular.
- Banco de México (2023). Portal de Mercado cambiario. <https://www.banxico.org.mx/tipcamb/main.do?page=tip&idioma=sp>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research (Wiley-Blackwell)*, 4(3), 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Blanco, A. J.; Irimia, A. I.; & Vázquez, M. J. (2016). Diseño de un modelo específico para la predicción de la quiebra de microentidades. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, (22), 3-18. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2336>
- Bolton, C. (2010). *Logistic regression and its application in credit scoring*. [Tesis de doctorado, University of Pretoria]. <https://repository.up.ac.za/bitstream/handle/2263/27333/dissertation.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Cabo, P. & Rebelo, J. (2012). Why do credit cooperatives disappear? The determinants of Portuguese agricultural credit co-operatives failure”. *Agricultural Finance Review*, (72), 3, 341-361. <https://doi.org/10.1108/00021461211277222>
- Cabrera, R. y Mariscal, M. (2005). Caja de ahorro como opción para el financiamiento de micro y pequeños empresarios. (Tesis Licenciatura). Departamento de Contaduría y Finanzas, , Universidad de las Américas Puebla, Cholula, Puebla.

- Caro, N. P., Díaz, M., & Porporato, M. (2013). Predicción de quiebras empresariales en economías emergentes: uso de un modelo logístico mixto. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 16(1), 200–215. <https://hdl.handle.net/10419/113865>
- Consejo de Estabilidad del Sistema Financiero (2022). Informe anual sobre el estado que guarda la estabilidad del sistema financiero en México y sobre las actividades realizadas por el Consejo de Estabilidad del Sistema Financiero. https://www.cesf.gob.mx/work/models/CESF/docs/informes/2022_informe_anual_cesf.pdf
- Comisión Nacional Bancaria y de Valores (2023). Portafolio de Información. <https://www.cnbv.gob.mx/Paginas/PortafolioDeInformacion.aspx>
- Delgado Del Hierro, O. (2019). Ejercicio de Alerta Temprana en el Sistema Bancario Ecuatoriano. *Cuestiones Económicas*, 26(2), 13-62. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8488702>
- Du Jardin, P. (2010). Predicting bankruptcy using neural networks and other classification methods: The influence of variable selection techniques on model accuracy. *Neurocomputing*, 73(10-12), 2047-2060. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.11.034>
- Fedorova, E., Gilenko, E., & Dovzhenko, S. (2013). Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers. *Expert Systems with Applications*, 40(18), 7285–7293. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.032>
- Fernández, J., Bejarano, V., & Vicente, J. (2019). Evaluación de riesgos con Data Mining: el sistema financiero español. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época REMEF*, 14(3), 309-328. <https://doi.org/10.21919/remef.v14i3.349>
- Filippopoulou, C., Galariotis, E., & Spyrou, S. (2020). An early warning system for predicting systemic banking crises in the Eurozone: a logit regression approach. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 172, 344-363. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2019.12.023>
- Fitzpatrick, P. (1932). A comparison of the ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. The Accountants Publishing Company, 2, 47-49.
- Forgione, A. F., & Migliardo, C. (2018). Forecasting distress in cooperative banks: The role of asset quality. *International Journal of Forecasting*, 34(4), 678-695. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2018.04.008>
- Gujarati, D. N. y Porter, D. C. (2009). *Econometría* (5a. Ed.). México: Mcgraw-Hill/ Interamericana. <https://fvela.files.wordpress.com/2012/10/econometria-damodar-n-gujarati-5ta-ed.pdf>
- Gombola, M. J., & Ketz, J. E. (1983). A Note on Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. *Accounting Review*, 58(1), 105. <https://www.jstor.org/stable/246645>
- Guzmán, E., Gutiérrez, J., Terrones, A. y Callejas, N. (2011). Las cajas de ahorro y crédito en México y el mundo. *Pistas Educativas*, (96), pp. 147-163. https://www.uaeh.edu.mx/investigacion/productos/4829/las_cajas_de_ahorro.pdf

- Huang, S., Tang, Y., Lee, C. y Chang, M. (2012). Kernel local Fisher discriminant analysis based manifold-regularized SVM model for financial distress predictions. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 3855-3861. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.095>
- Iglesias, A. y Fernández, J. (2022). Introducción a la econometría: teoría y aplicaciones usando Stata 17. Colombia: AREANDINA.
- Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática (2023). Sistemas de Consultas. <https://www.inegi.org.mx/>
- Indrajati, V., Yuvita, Y., Putri, N. A., Rismawati, F. O., & Puspitasari, D. M. (2020). Determinants of Financial Distress Rural Bank in Indonesia: A Logit Approach. *Solid State Technology*, 63(3), 5069-5075. <https://www.researchgate.net/profile/Devy-Puspitasari/publication/351475462>
- Isa, M., Ishak, K. y Khotimah, H. (2023) Determinants of uncharacteristic loans in savings and loan units Menara Desa Pematang Duku (USP). *International Journal of integrative Sciences*, 1(8), 1273-1286. <https://journal.formosapublisher.org/index.php/ijis/article/view/5688>
- Isaac, J. y Oranday, S. (2012). Estudio comparativo de modelos probabilísticos de quiebra empresarial en la pequeña y mediana empresa. Evidencia empírica México-España. *Revista académica de economía*, 176, 1-34. <https://www.eumed.net/cursecon/ecolat/mx/2012/pequena-mediana-empresa-mexico-espana.html>
- Izquierdo, E. (2015). Cooperativas de ahorro y crédito en México. *Boletín de la Asociación Internacional de Derecho Cooperativo*, (49), 49-63. <https://doi.org/10.18543/baidc-49-2015pp49-63>
- Le, H. H., & Viviani, J. L. (2018). Predicting bank failure: An improvement by implementing a machine-learning approach to classical financial ratios. *Research in International Business and Finance*, 44, 16-25. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2017.07.104>
- Levine, R. (2005). Finance and growth: Theory and evidence. En P. A. N., *Handbook of Economic Growth* (pp. 865-934). *Handbook of Economic Growth*.
- Libby, R. (1975). Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence. *Journal of Accounting Research (Wiley-Blackwell)*, 13(1), 150-161. <https://doi.org/10.2307/2490653>
- López, L. y Santoyo, J. (2010). *Administración del Riesgo Operacional, Metodologías Aplicadas a Sociedades Cooperativas de Ahorro y Préstamo* (Tesis posgrado en Finanzas). Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Campus Ciudad de México. <https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/628192/33068001101296.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Madera del Pozo, A. (2017). *Análisis de la sostenibilidad financiera de las Cajas Rurales a través de modelos logit y regresión de Cox. Propuesta de un indicador sintético de salud financiera* (tesis doctoral). Universidad Pontificia, Madrid, España. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/19408>

- Mahariyani, N., Wardini, A. K., & Wati (2020). Bank Financial Distress Prediction Model with Logit Regression. *Journal of Research in Business and Management*, (8) 9, 18-34. www.questjournals.org/jrbm/papers/vol8-issue9/C08091834.pdf
- Mosquera, D. S., & Marcelo, G. (2021). *Alerta temprana sobre la fragilidad financiera de las cooperativas de ahorro y crédito segmento tres de la provincia de Tungurahua* (tesis pregrado). Universidad Técnica de Ambato, Ambato, Ecuador. <https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/32992/1/T5052e.pdf>
- Moreno, Valencia, S. (2013). El Modelo Logit Mixto para la construcción de un Scoring de Crédito (Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia). <https://repositorio.unal.edu.co/bitstream/handle/unal/74977/43596322.2014.pdf?sequence=1>
- Onofrei, M., & Lupu, D. (2014) The modeling of forecasting the bankruptcy risk in Romania. *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, 48(3). <https://ssrn.com/abstract=3435859>
- Petropoulos, A., Vasilis Siakoulis, Stavroulakis, E., y Vlachogiannakis, N. (2020). Predicting bank insolvencies using machine learning techniques. *International Journal of Forecasting*, (36), 3, 1092-1113. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.11.005>
- Pinches, G. E., Mingo, K. A., & Caruthers, J. K. (1973). The Stability of Financial Patterns in Industrial Organizations. *Journal of Finance (Wiley-Blackwell)*, 28(2), 389–396. <https://doi.org/10.2307/2978312>
- Ross, A., Westerfield, R. y Jaffe, J. (2012). *Finanzas Corporativas*. México: Mc Graw Hill, Interamericana Editores S.A. de C.V, Novena Edición.
- Rubicondo, C. (2016). Un modelo logit para la fragilidad del sistema financiero venezolano dentro del contexto de los procesos de fusión e intervención. *Saber*, 28(2), 312-319. http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1315-01622016000200014&lng=es&tlng=es
- Saniy, R., Rizal, M. y Herawaty, T. (2023) Analysis of the principles of good corporate governance accountability and responsibility for the ministry of cooperatives in the case of Indosurya savings and loan cooperative. *Enrichment: Journal of Management*, 13(2), 1277-1282. <https://doi.org/10.35335/enrichment.v13i2.1480>
- Tambunan, S. B. (2023). Analysis of financial statements to assets financial statements to assess financial performance in savings and loan cooperatives CV. Maju Bersama Perdagangan in Simalungun Regency. *Enrichment: Journal of Management*, 13(2), 1204-2010. <https://doi.org/10.35335/enrichment.v13i2.1360>
- Tascón, T. y Castaño, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente. Universidad de León. *Revista de Contabilidad-Spanish Accounting Review (SAR)*, 15(1), 7-58. [https://doi.org/10.1016/S1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/S1138-4891(12)70037-7)
- Tseng, F. y Hu, Y. (2010). Comparing four bankruptcy prediction models: Logit, quadratic interval logit, neural and fuzzy neural networks. *Expert Systems with Applications*, 37(3), 1846-1853. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.07.081>

- Urbina, D. (2021) Eficiencia de los intermediarios financieros no bancarios en México. *Estudios Económicos CNBV*, vol. 4, pp. 199-230. https://www.gob.mx/cms/uploads/attachment/file/638272/6._Eficiencia_de_los_IFNB_en_Me_xico.pdf
- Vasallo, A y Vilar J. (2006). Bancos y cajas de ahorros: Modelización del margen de beneficio por regresión múltiple. Análisis comparativo. *Revista Galega de Economía*. 15. <http://hdl.handle.net/2183/859>
- Webster, G. R. (2011). Bayesian logistic regression models for credit scoring (Doctoral dissertation, Rhodes University). <https://core.ac.uk/download/pdf/145046235.pdf>
- Yunita, P. (2020). The Future of Indonesia Islamic Banking Industry: Bankruptcy Analyzing the Second Wave of Global Financial Crisis. *International Journal of Islamic Economics and Finance (IJIEF)*, 3(2), 199-226. <https://doi.org/10.18196/ijief.3227>
- Zaghdoudi, T. (2013). Bank failure prediction with logistic regression. *International Journal of Economics and Financial Issues*, 3(2), 537-543. <https://www.researchgate.net/publication/306174698>

Anexo 1

Cajas de Ahorro de la muestra

Núm.	Nombre	Núm.	Nombre
1	Caja Popular Mexicana	11	Caja Hipódromo
2	Caja de ahorro de los Telefonistas	12	Caja Popular Apaseo el Alto
3	Caja Morelia Valladolid	13	Caja Popular San Rafael
4	Coopdesarrollo	14	Caja Popular Cristóbal Colón
5	Caja Real del Potosí	15	Caja Tamazula
6	Cooperativa Acreimex	16	Caja Popular Dolores Hidalgo
7	Caja Popular Cerano	17	Caja Inmaculada
8	FINAGAM	18	Caja Popular Oblatos
9	Gonzalo Vega	19	Caja Popular las Huastecas
10	Caja San Nicolás	20	Caja SMG