

Conjuntos borrosos aplicado al análisis financiero en las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador

Vicente Marlon Villa Villa¹

mvilla@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-4292-2391>

Universidad Nacional de Chimborazo
Ecuador

Gabith Miriam Quispe Fernandez

gabithmiriam@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-7485-3669>

Universidad Nacional de Chimborazo
Ecuador

Mary Elizabeth Ponce Pogo

maryelizabethponce1999@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0002-8145-2457>

Universidad Nacional de Chimborazo
Ecuador

Katerine Michelle Valverde Allauca

katerine.valverde@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0009-0004-0868-1784>

Universidad Nacional de Chimborazo
Ecuador

RESUMEN

La investigación tuvo como objetivo aplicar los conjuntos borrosos en los indicadores financieros de las Cooperativas de Ahorro y Crédito en el Ecuador, como una herramienta para mejorar la interpretación en los resultados financieros. Tiene un enfoque cuantitativo, tipo de estudio de campo y documental, método hipotético deductivo y un nivel descriptivo. Se consideró como población 46 cooperativas según datos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria y como estudios de caso 2 cooperativas. La técnica de recogida de información fue la observación y como instrumento la guía de observación. El análisis financiero considero los indicadores del método CAMEL, como: Liquidez (LQ), Suficiencia Patrimonial (SP), Rentabilidad Patrimonial Promedio Neto (ROE), Rentabilidad Activo Promedio (ROA), Rendimiento de Cartera (RC) e Índice de Morosidad (IM). Los resultados muestran que el Rendimiento de Cartera e Índice de Morosidad pertenecen a los conjuntos borrosos, las cooperativas cumplen con sus obligaciones y tienen estabilidad financiera. Se concluye que la aplicación de los conjuntos borrosos detecta deficiencias que tienen los indicadores financieros, mejora la precisión de los cálculos y la toma de decisiones.

Palabras clave: cooperativas; indicadores financieros; conjuntos borrosos; función trapezoidal, método CAMEL.

¹ Autor Principal

Fuzzy sets applied to financial analysis in savings and credit cooperatives of Ecuador

ABSTRACT

The objective of the research was to apply the fuzzy sets in the financial indicators of the Savings and Credit Cooperatives in Ecuador, as a tool to improve the interpretation of the financial results. It has a quantitative approach, type of field and documentary study, hypothetical deductive method and a descriptive level. 46 cooperatives were considered as a population according to data from the Superintendence of Popular and Solidarity Economy and 2 cooperatives as case studies. The information collection technique was observation and the observation guide was used as an instrument. The financial analysis considered the indicators of the CAMEL method, such as: Liquidity (LQ), Equity Sufficiency (SP), Net Average Equity Return (ROE), Average Asset Return (ROA), Portfolio Yield (RC) and Delinquency Index (IM).). The results show that the Portfolio Yield and Delinquency Index belong to the fuzzy sets, the cooperatives comply with their obligations and have financial stability. It is concluded that the application of the fuzzy sets detects deficiencies that the financial indicators have, improves the precision of the calculations and decision making.

Keywords: *cooperatives; financial indicators; fuzzy sets; trapezoidal function, CAMEL Method.*

Artículo recibido 05 Mayo 2023

Aceptado para publicación: 20 mayo 2023

INTRODUCCIÓN

Las cooperativas en la actualidad son consideradas un factor importante de desarrollo económico y social, por ello, es significativo verificar si se viene realizando un adecuado análisis de los indicadores financieros con el fin de que se conozca la situación financiera de las cooperativas de ahorro y Crédito. A nivel mundial, existen desventajas al utilizar modelos que no tienen la capacidad de llevar a cabo una correcta recogida de datos financieros, afectando así a las valuaciones y clasificación de los indicadores financieros. Pascale (1988), como se citó en (Mahmoud, 2008) asevera que debido al tipo distintivo de contenido que manejan estas naciones, el principal problema es la falta de estudios predictivos dirigidos a los países en desarrollo con respecto a la accesibilidad y la interpretación precisa de las bases de datos. Las medias de los dos grupos de empresas que se examinaron entre 1978 y 1982 se muestran en la Tabla 1. El setenta y siete por ciento de las empresas en apuros pasaron por momentos difíciles en 1980 y 1981. Comparando los valores de un año antes del inicio de la actividad financiera complicaciones a datos reales (NP), se clasifican el primer Grupo con Problemas (FP) y el segundo Grupo sin Problemas (NP) (págs. 174-175).

Tabla 1. Medias de las variables y pruebas significativas.

VARIABLE	FP MEDIA	NP MEDIA
Rotación de activos	1,11932	1,64829
Radio actual	1,02636	2,29415
Cambios en el capital de trabajo	0,03091	0,46927
Ventas/ capital de trabajo no bancario	2,94295	4,78073
Aprovechar	1,33432	3,03975
Inventario/deuda bancaria	0,98568	4,58146
Deuda bancaria/deuda total	1,68295	2,84097
Deuda a largo plazo/deuda total	0,07455	0,12659
(Cuentas por cobrar + inventarios) / cuentas por pagar + fuentes espontáneas)	3,85841	3,0678
Volumen de ventas de inventario	3,90432	7,68439
Tasa de retorno	-0,25068	0,23341
Ventas/deudas	1,53454	4,67829
Ganancias Netas/ activos totales	-0,08705	0,10756

Nota. Esta tabla muestra cómo cambian los valores de los indicadores financieros con una data errónea y una data real en las entidades.

En el caso de Ecuador, el análisis financiero de las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador se basa en el método tradicional que consiste en tratar los datos contables con una mirada hacia el futuro porque estos datos entregan a la gerencia información imprecisa e incompleta, lo que lleva a decisiones imprudentes que repercuten en la estabilidad a largo plazo de la entidad (Jiménez, Luna , & Erazo, 2019, pág. 50).

Por otro lado, las cooperativas de ahorro y crédito proporcionan una base de datos a la asociación de bancos del Ecuador (Asobanca) para la realización de reportes sobre la evolución de las cooperativas e indicadores financieros. Es así, que, en el año 2019, existió bajas de puntos porcentuales (pp) en: la rentabilidad ROE con 11,5 (pp), la rentabilidad ROA con 1,14 pp y en la morosidad exteriorizó bajas en los últimos cinco meses dando un 3,10 (pp) (Asociación de Bancos del Ecuador, 2019). A diferencia del período 2020 por el impacto del COVID-19 se tienen los siguientes datos: El ROE presentó una disminución de 57,4 (pp) y la rentabilidad ROA una reducción de 8,4 pp. Frente a estos decrecimientos la morosidad incrementó al 7,25 (pp) (Asociación de Bancos del Ecuador, 2020).

Asimismo, se observa que las Cooperativas de ahorro y crédito vienen aplicando distintos métodos de análisis financiero; los resultados de los análisis deben tener un grado de confiabilidad, es ese contexto, a fecha de hoy desde la matemática y la estadística se vienen aplicando distintas metodologías a los análisis de datos financieros. Uno de los métodos actualmente utilizado son los conjuntos borrosos o la lógica difusa, ya que permite mejorar el análisis financiero a partir de la valoración precisa de los datos financieros, optimizando su comprensión y precisión de los ratios, como lo menciona Luna et al. (2021) “el uso de herramientas de lógica difusa en la gestión económica y financiera es importante porque permite separar las teorías de las realidades actuales que están sujetas a la subjetividad, la incertidumbre y la imprecisión” (pág. 310).

De esta forma, se plantea la siguiente pregunta de investigación: **¿Cuáles son los efectos de la aplicación de los conjuntos borrosos en los indicadores financieros de las Cooperativas de Ahorro y Crédito COAC's en Ecuador?**

Como objetivo aplicar los conjuntos borrosos en los indicadores financieros de las Cooperativas de Ahorro y Crédito en el Ecuador, como una herramienta para mejorar la interpretación en los resultados financieros; y como hipótesis de trabajo: los conjuntos borrosos aplicados a los indicadores financieros

de las Cooperativas de Ahorro y Crédito permite conocer con mayor exactitud la información financiera y la toma de decisiones en las COAC's.

La investigación se fundamenta en los resultados de un recorrido bibliográfico realizado sobre los estudios relacionados a la aplicación de los conjuntos borrosos en los índices financieros, donde se identificó un conjunto de autores que estudian el tema, como: (Córdoba, Cano, Dorado, & Herrera, 2016); (Díaz, Cobá, & Navarrete, 2017); (Díaz, Cobá, & Navarrete, 2017); (Valera, Pineda, & Vilorio, 2019); (Romero, Davalos, & Santoyo, 2020); (Álvarez, Narváez, Erazo, & Luna, 2020); (Dávalos, Santoyo, & López, 2021); (León & Murillo, 2021); (Luna, Espinoza, Sarmiento, Andrade, & Chamba, 2022); (Rezazadeh & Jodashenas, 2023), donde, por ejemplo: Córdoba et al. (2016) ofrecen instrucciones para la preparación de datos y describen las etapas de descubrimiento de funciones de pertenencia para identificar el método computacional de las funciones de pertenencia en entornos de lógica difusa. Concluimos que la lógica difusa puede ser una gran herramienta para simular la periodicidad, una propiedad del comportamiento de los datos que se observa con frecuencia en algunos dominios de aplicación (pp. 97-112); mientras tanto Díaz et al. (2017) en su estudio aplicado de la lógica difusa en el riesgo financiero para el sector cooperativista, se analizó los niveles de pertenencia que tiene el indicador. Finalizando, que aporta objetividad y aplicabilidad de esta herramienta porque permite identificar el nivel de tendencia en las aproximaciones de calificaciones (pp.1670-1686).

Del mismo modo, Cobá et al. (2017) introdujeron en el uso de conjuntos borrosos en la industria cooperativa de Ecuador. Los resultados de este estudio brindan una interpretación más precisa de los datos y una mejor comprensión, lo que ayudará a los evaluadores cooperativos a determinar qué indicador está más estratégicamente posicionado (pp. 227-253). De manera similar, Valera et al. (2019) ejecutaron un mapeo digital de clases de suelo por lógica difusa en zonas de montaña con una metodología cuantitativa. Obtuvieron como resultados que el modelo de lógica difusa presentó confiabilidad global del 88% a diferencia del índice Kappa que dio un 84% (pp. 106-119). Asimismo, Romero et al. (2020) en su trabajo involucran la estrategia de posicionamiento y la localización lógica difusa de negocios. La lógica difusa demostró ser eficiente y eficaz para lograr la ubicación óptima en el barrio de San Juan Nuevo Parangaricutiro, que era el objetivo del proyecto, que era encontrar el mejor lugar para una empresa productora de aguacates (pp. 1-20). En esa misma línea está Álvarez et al. (2020)

que desarrollaron un estudio experimental de lógica difusa como herramienta para la evaluación de carteras de inversión en el sector cooperativo de Ecuador. Conclusión: Reduce el riesgo financiero al potenciar la toma de decisiones y la eficacia de los niveles jerárquicos de control (pp. 1-17). Además, Dávalos et al. (2021) mediante una lógica difusa se determinó cómo calcular las multas tributarias de acuerdo con los principios de equidad y proporcionalidad. Su objetivo era demostrar que la lógica difusa se puede utilizar como una herramienta diferente para calcular gradualmente las sanciones fiscales. Llegan a la conclusión de que ha habido un aumento notable en los últimos años de artículos académicos que abogan por el uso de modelos de lógica difusa para abordar cuestiones sociales en general, y principalmente cuestiones económicas y empresariales (pp. 1-25). Agregando a lo anterior, León & Murillo (2021) en su artículo analiza los riesgos financieros en el segmento 1 de las cooperativas de ahorro y crédito. El objetivo de la investigación es determinar qué tan vulnerables son los indicadores financieros. Los hallazgos demuestran cómo analizar los indicadores para revelar diversas formas de riesgo crediticio, operativo, de liquidez y de mercado. Sugieren métodos para reducir los riesgos actuales basados en sus conocimientos y experiencias (pp. 1-22). Incluso, Luna et al. (2022) emplea una lógica difusa y una nueva perspectiva de estimación, proporciona justificaciones financieras en su publicación. Este estudio tiene como objetivo estimar razones financieras utilizando un enfoque de lógica difusa en empresas industriales de la ciudad ecuatoriana de Cuenca. Según los resultados, el 80% y el 90% de las personas entran en la categoría de presunción. Esta nueva estimación permitirá a los directores y gerentes tomar decisiones más prácticas en beneficio de sus organizaciones al eliminar las restricciones que tradicionalmente les han impedido verse a sí mismos de manera objetiva y realista en el mercado actual (pp. 959-972). Finalmente, Rezazadeh & Jodashenas (2023) indican que el caso del sitio de la mina Golgothar sirve para ilustrar la evaluación de riesgos confusa de un sistema de almacenamiento de aguas pluviales en un sitio de mina mal medido. El riesgo de falla del terraplén fue del 0,15 por ciento, lo que destaca la importancia del conjunto difuso. También muestra que el volumen de almacenamiento de aguas pluviales que estaba disponible era mayor que la capacidad anticipada (pp. 134-145).

Asimismo, la investigación consideró algunos conceptos, como:

Conjuntos borrosos o también denominado lógica difusa, es un modelo matemático que ayuda a interpretar la información lingüística para conocer la exactitud del mensaje. Según Fleites et al. (2021) “La lógica difusa es un formalismo matemático expresado lingüísticamente que intenta imitar la capacidad de algunas personas para tomar decisiones acertadas basadas en información ambigua o imprecisa” (pp. 309; Gajate (2010), define, como:

Los órganos perceptivos proporcionan al cerebro información imprecisa, por ende, conjuntos borrosos plasma un cálculo sistemático en base a la información lingüística y elección de reglas borrosas a partir de las etiquetas lingüísticas establecidas por funciones de pertenencia que logra modelizar la experiencia humana en una aplicación específica. (pág. 48)

Por otro lado, Díaz, Coba, Hidalgo et al. (2017) señalan que un conjunto borroso es:

la pertenencia gradual a un conjunto sin límite definido, esta idea está en sintonía con la representación humana de la realidad que es más matizada que clara. En un conjunto borroso, el grado de pertenencia de un elemento se expresa mediante cualquier número real de 0 a 1 en lugar de los extremos limitantes. Más formalmente, un conjunto borroso de un conjunto $A \neq \emptyset$ se caracteriza por una función de pertenencia $\mu: A \rightarrow [0, 1]$. En lo que sigue se identificará un conjunto borroso con su función de pertenencia. (pp. 229).

La función trapezoidal o reconocida como función Π , es una de las funciones con mayor ventaja por su fácil representación junto con su simplicidad de cálculo. Por consiguiente, una gran característica de esta función es que generalmente es utilizada cuando el fenómeno estudiado presenta un rango de valores óptimos (Fernández, 2018, pág. 49) . La función trapezoidal utiliza límites altos, intermedios y bajos, además cuenta con condiciones que facilitan identificar si un elemento pertenece a un conjunto y así poder conocer su grado de pertenencia. Mostrándonos fórmulas para establecer el conjunto al que el elemento corresponde como: si (x) es menor o igual a 0; (x) mayor o igual a cero, no están dentro de ningún conjunto (Díaz, Coba , Hidalgo, Valencia, & Bonilla, Conjuntos Borrosos aplicado al Sector Cooperativo del Ecuador, 2017, pág. 231).

Variable Lingüística, revelan el nivel de cumplimiento de los indicadores financieros que han sido tomados en cuenta para el estudio del Sector Cooperativo, Generalmente, estas variables son representadas mediante los conjuntos difusos, por medio de palabras más no por números, dando apertura a la utilización de las etiquetas lingüísticas con fin de estar en la capacidad de explicar el estado de un fenómeno (Gómez, 2020, pág. 5).

Modelo CAMEL, es otro de los conceptos considerados fue el modelo CAMEL, que proporciona un marco metodológico que involucra la evaluación de cinco aspectos críticos en relación con la calidad financiera de un banco, a saber: ajuste de capital, calidad de los activos, gestión administrativa, utilidad y liquidez. Esto simplifica la tarea de resumir la situación general de una institución financiera en un solo indicador (Díaz, Coba, Moreno, & Santamaría, 2017, pág. 67). En la Tabla 2 se puede mostrar las fórmulas de los indicadores con sus definiciones, y sus respectivos promedios del modelo CAMEL que fueron utilizados en la investigación.

Tabla 2.

Fórmulas y promedio CAMEL

Indicador	Significado	Fórmulas	Metas Camel
Liquidez	Evalúa la capacidad de una organización para actuar rápidamente en caso de retiro público.	$\frac{\text{Fondos Disponibles}}{\text{Total Pasivo a corto plazo}}$	44,41%
Suficiencia Patrimonial	Indica qué porcentaje de los resultados están cubiertos por activos que están inmovilizados. Una relación es mejor cuanto más grande es.	$\frac{\text{Patrimonio} + \text{Resultados}}{\text{Activos Inmovilizados netos}}$	620,75%
Rentabilidad	ROE: determina el rendimiento de las acciones. Un mejor estado de la empresa se indica con valores más altos en el indicador.	$\frac{\text{Utilidad o pérdida del ejercicio}}{\text{Patrimonio neto}}$	ROE 0,31%
	ROA: Evalúa la rentabilidad de los activos. Los valores más altos de esta relación indican que el negocio va mejor.	$\frac{\text{Utilidad o pérdida del ejercicio}}{\text{Activo Promedio}}$	ROA: 0,74%

Rendimiento de Cartera	Da una señal de la eficacia de la institución en el cobro a sus clientes.	<i>Provisión Cartera Comercial</i>	
		<i>Cartera Improductiva Comercial</i>	29,04%
		<i>Provisión cartera consumo</i>	
		<i>Cartera Improductiva Consumo</i>	41,22%
Índice de Morosidad	El índice muestra los créditos que podrían deteriorarse si el cliente se declara insolvente.	<i>Cartera improductiva comercial</i>	6,99%
		<i>Cartera bruta comercial</i>	
		<i>Cartera improductiva consumo</i>	5,92%
		<i>Cartera bruta consumo</i>	

Fuente: Elaborado por (Díaz, Coba , Hidalgo, Valencia, & Bonilla, 2017).

METODOLOGÍA

La investigación considero el enfoque cuantitativo, tiene un diseño no experimental, un nivel de investigación de tipo descriptivo. Asimismo, se consideró como población 46 Cooperativas según datos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria correspondiente al año 2021. Como muestra se consideró, el estudio de dos casos, es decir dos cooperativas que pertenecen al Segmento 2, de acuerdo a la clasificación de la Junta de Política y Regulación Monetaria y Financiera bajo Resolución N°. 521-2018-F, donde se establece los segmentos a los que pertenece cada Cooperativa de Ahorro y Crédito del Ecuador. En la Tabla 3 se puede observar los valores de cada segmento de acuerdo con el número de activos que poseen las cooperativas y por el cual se les clasifica en segmentos:

Tabla 2

Activos de las segmentaciones.

Segmento	Activos (USD)
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: Se presenta los valores de activos que deben tener para que las cooperativas se clasifiquen en la segmentación.

Fuente: Elaboración propia con base a los datos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (2021).

La selección de las dos cooperativas se realizó mediante el valor del indicador de Suficiencia Patrimonial (SP) ya que es importante conocer la solidez y la confianza que brinda las cooperativas, como afirma, Díaz., et al (2017) “en caso de que este indicador no alcance el mínimo deseado, una entidad puede enfrentar una intervención, asistencia o un requisito para crear un plan de corrección, independientemente de qué tan bien se desempeñe en otros indicadores” (pp.240). Por esta definición se procedió a la clasificación de las dos cooperativas de entre las 46 de la lista: la primera Cooperativa (Virgen del Cisne) muestra un valor alto en el indicador de SP y la otra cooperativa (Promoción de Vida Asociada LTDA Próvida) que proyecta un valor bajo en SP. De tal manera, se podrá visualizar la conducta de los conjuntos borrosos en las organizaciones que tienen diferentes condiciones patrimoniales entre el sector cooperativo que se está estudiando. Por otro, lado el análisis financiero considero indicadores del método CAMEL, como: Liquidez (LQ), Suficiencia Patrimonial (SP), Rentabilidad Patrimonial Promedio Neto (ROE), Rentabilidad Activo Promedio (ROA), Rendimiento de Cartera (RC) e Índice de Morosidad (IM) correspondiente a la gestión 2021 como ultimo dato disponible.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Indicadores financieros

Para el análisis, se consideró los valores promedios de cada indicador de las cooperativas del segmento 2 en Ecuador, donde se asignó la letra “A” a la Coac Virgen del Cisne y la letra “B” a la Coac Promoción de Vida Asociada Ltda. Próvida; se optó por los indicadores que los organismos de control muestran mayor énfasis para procedimientos de seguimiento y exploración, y también las que se encuentran considerados en el método CAMEL, los cuales son; liquidez, suficiencia patrimonial, rentabilidad de patrimonio neto, rentabilidad de activo promedio, rendimiento de cartera e índice de morosidad.

Por otro, lado la aplicación de los conjuntos borrosos consideró variables lingüísticas, como: Liquidez (LQ), Suficiencia Patrimonial (SP), Rentabilidad Patrimonial Promedio Neto (ROE), Rentabilidad Activo Promedio (ROA), Rendimiento de Cartera (RC) e Índice de Morosidad (IM), con una medición, de bajo, medio y óptimo de acuerdo a (Díaz, Coba, Moreno, & Santamaría, 2017, pág. 242). Estos indicadores se presentan en la tabla 4.

Tabla 4*Indicadores de las Cooperativas de Ahorro y Crédito segmento 2*

INDICADOR	LQ	SP	RT		RC	IM
			(ROE)	(ROA)		
SEGMENTO 2	24,86%	270,19%	4,01%	0,63%	15,89%	4,12%
COAC A (VIRGEN DEL CISNE)	14,46%	12563,47%	13,87%	1,64%	19,44%	3,25%
COAC B (PROMOCIÓN DE VIDA ASOCIADA LTDA PROVIDA)	14,05%	0.00%	6,00%	1,00%	16,30%	2,98%

Nota: Porcentajes de cada Indicador Financiero de las dos Cooperativas (2021).

Los cálculos realizados, comprende un rango medio basados en las metas CAMEL las cuales son divididas según el número de rangos que se requiera; en este estudio se dividió para tres rangos dando como valores en el rango bajo en el indicador de liquidez 14.79, Suficiencia Patrimonial (SP) 206,91, Rentabilidad Patrimonial Promedio Neto (ROE) 0,09, Rentabilidad Activo Promedio (ROA) 0,24, Rendimiento de Cartera (RC) 13,73; siendo estos determinantes para la anchura de los mismos, los resultados muestran que las variables lingüísticas presentan el nivel de desempeño de los indicadores financieros de las Cooperativas (tabla 5)

Tabla 5. Rangos de Variables Lingüísticas

	LQ	SP	ROE	ROA	RC	IM
Menor a	14.79	Menor a 206.91	Menor a 0.09	Menor a 0.24	Menor a 13.73	Menor a 2.32
14.80	29.59	206.92 413.83	0.10 0.19	0.25 0.49	13.74 27.47	2.33 4.65
29.61	44.40	413.83 620.74	0.21 0.30	0.49 0.73	27.48 41.21	4.66 6.98
44.41	59.20	620.75 827.66	0.31 0.40	0.74 0.98	41.22 54.95	6.99 9.31
59.21	74.00	827.67 1034.58	0.41 0.50	0.99 1.23	54.96 68.69	9.32 11.64
74.01	En adelante	1034.59 En adelante	0.52 En adelante	1.23 En adelante	68.70 En adelante	11.65 En adelante

Nota: Valor de referencia para la ejecución de cálculos tomado de las metas CAMEL

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 6 se puede observar la integración de las dos columnas de cada indicador, dando apertura a la creación de los rangos bajo, medio y óptimo con relación a la elasticidad que otorga las variables lingüísticas.

Tabla 6. Rangos de variables lingüísticas.

TL	LQ	SP	ROE	ROA	RC
BAJO	Menor a				
	14.79	206.91	0.09	0.24	13.73
	14.80	206.92	0.10	0.25	13.74
	29.61	413.83	0.21	0.49	27.48
MEDIO	44.41	620.75	0.31	0.74	41.22
ÓPTIMO	59.21	827.67	0.41	0.99	54.96
	74.00	1034.58	0.50	1.23	68.69
	74.01	1034.59	0.52	1.23	68.70
	En adelante				

Nota: Valores para identificar en que rango se encuentra el indicador financiero.

Fuente: Elaboración Propia

Para el caso del índice de morosidad, los rangos de variables lingüísticas funcionan de manera invertida, cuanto más cerca del 0 se encuentre es óptimo (tabla 7).

Tabla 7. Rangos de Variables Lingüísticas del índice de Morosidad.

TL	MC
ÓPTIMO	Menor a
	2.32
	2.33
	4.66
MEDIO	6.99
BAJO	9.32
	11.64
	11.65
	En adelante

Nota: Valores para identificar en que rango se encuentra el indicador financiero.

Fuente: Elaboración Propia

Aplicación de los conjuntos borrosos

El cálculo en relación con la función trapezoidal, consideró despejar las condiciones de la función trapezoidal $\frac{x-a}{b-a}$ para las variables de liquidez, rendimiento de cartera de crédito de consumo y morosidad de cartera de crédito de consumo; Por otro lado, para las variables de suficiencia patrimonial, rentabilidad promedio neto y rentabilidad activo promedio se tiene presente el siguiente despeje $\frac{d-x}{d-c}$. A continuación, se muestra la aplicación de los conjuntos borrosos al índice de liquidez, como ejemplo de aplicación. La función que se utiliza fue: Datos: x (SG - LQ) = 24.86 % x (COAC "A" - LQ) = 14.46 %; x (COAC "B" - LQ) = 14.05 %; $a = 14.79$ y $b = 29.61$ que representa un nivel "bajo" según las variables lingüísticas presentadas, los resultados se presentan en la tabla 8.

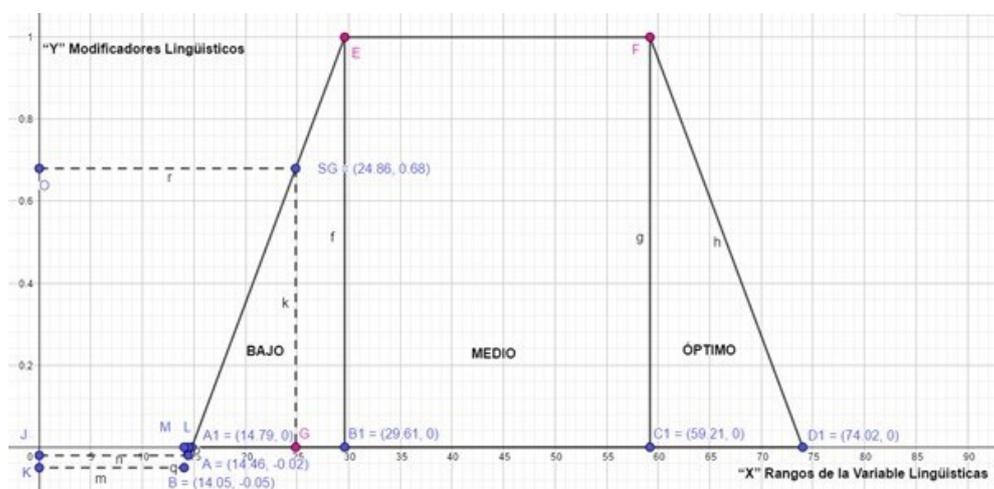
Tabla 8. Proceso para elaborar el conjunto difuso Bajo de Liquidez.

SG - LQ	COAC "A" - LQ	COAC "B" LQ
$\frac{24.86 - 14.79}{29.61 - 14.79}$	$\frac{14.46 - 14.79}{29.61 - 14.79}$	$\frac{14.05 - 14.79}{29.61 - 14.79}$
$\frac{10.07}{14.82}$	$\frac{-0.33}{14.82}$	$\frac{-0.74}{14.82}$
0.68	-0.02	-0.05

Nota: Procedimiento de elaboración de la VL de Liquidez en conjunto difuso.

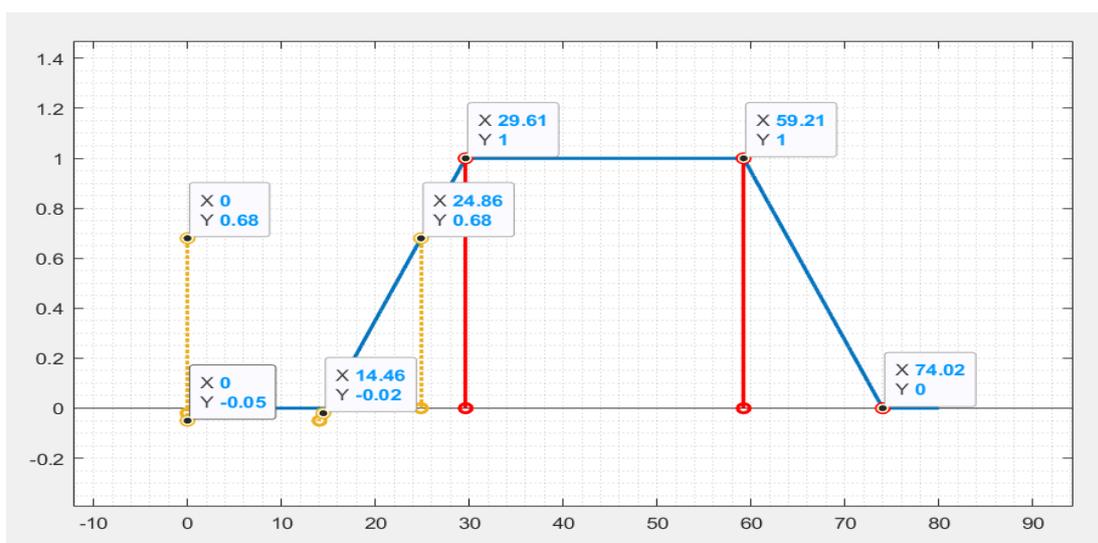
Asimismo, se presenta los valores obtenidos en el gráfico 1 y gráfico 2. Resultado de la aplicación de los softwares Geo-Gebra y MatLab, el conjunto difuso "Bajo" que se forman en los puntos (A 14.79; B 29.61); "Medio" (B 29.61; C 59.21); "Óptimo" (C 59.21; D 74.02).

Figura 1. Variable Liquidez (LQ) con el uso de la función trapezoidal en los conjuntos difusos.



Nota: Valores de las Cooperativas graficados en el Software Geo-Gebra.

Figura 2. Variable Liquidez (LQ) con el uso de la función trapezoidal en los conjuntos difusos



Nota: Valores de las Cooperativas graficados en el Software MatLab.

De esta forma, la variable lingüística (LQ) se encuentra correspondiente al conjunto borroso “Lq” en los resultados obtenidos al comparar las gráficas del Software Geo-Gebra y MatLab, indicando que COAC “A” y COAC “B” no pertenecen a ningún conjunto borroso fijado de acuerdo a las condiciones trapezoidales, lo que implica que las Cooperativas no estarían cumpliendo con los compromisos financieros y con los clientes. Dichas Cooperativas de Ahorro y Crédito forman parte del Segmento 2, el cual se evalúa en el conjunto borroso “Bajo” con un nivel de intensidad de 0.68, lo que indica que tiene la capacidad de gestionar las diversas fuentes de financiamiento

La aplicación los cálculos a los otros indicadores, permite elaborar el compendio de pertenencia calculados, determinando si cada indicador financiero pertenece o no a los conjuntos borrosos (tabla 9).

Tabla 9. Grado de pertenencia de los indicadores financieros mediante los conjuntos borrosos.

COOPERATIVAS	LQ	SP	RENTABILIDAD		RC	IM
			ROA	ROE		
Virgen del Cisne “A”	-0.02	-58.72	-133.6	-4.6	0.42	0.40
	No Pertenece	No Pertenece	No pertenece	No pertenece	Bajo	Óptimo
Promoción de Vida Asociada Ltda. Próvida “B”	-0.05	2.00	-54.9	-2.04	0.19	0.28
	No Pertenece	No Pertenece	No pertenece	No Pertenece	Bajo	Óptimo

Nota: Valores de grados de pertenencia de los Indicadores Financieros de las Cooperativas.

Fuente: Elaboración Propia

La variable lingüística (LQ) se encuentra correspondiente al conjunto borroso “Lq” en los resultados obtenidos al comparar las gráficas del Software Geo-Gebra y MatLab, indicando que COAC “A” y COAC “B” no pertenecen a ningún conjunto borroso fijado de acuerdo a las condiciones trapezoidales, lo que implica que las Cooperativas no estarían cumpliendo con los compromisos financieros y con los clientes. Dichas Cooperativas de Ahorro y Crédito forman parte del Segmento 2, el cual se evalúa en el conjunto borroso “Bajo” con un nivel de intensidad de 0.68, lo que indica que tiene la capacidad de gestionar las diversas fuentes de financiamiento.

Con los resultados obtenidos se determina que la variable lingüística SP es un componente del conjunto borroso “Bajo”; sin embargo, COAC "A" y COAC "B" no pertenecen a ningún conjunto borroso en condiciones trapezoidales. Debido a que los valores de VL superan el valor del conjunto alto, se puede concluir que las cooperativas, así como el promedio del segmento, demuestran capacidad potencial para manejar riesgos futuros. Debido a su alto valor en relación al conjunto “Óptimo”, se determina a partir de los resultados que la variable lingüística ROE no pertenece a ningún conjunto borroso en condiciones trapezoidales, pero las cooperativas y el segmento aún pueden producir resultados. Mantener el crecimiento y el rendimiento del capital de los accionistas significa mantener reservas, pagar pérdidas y cubrir costos. Se muestra que la VL pertenece al conjunto difuso “Bajo”, la COAC “A” y la COAC “B” no pertenece a ningún conjunto borroso por su alto valor de VL, sin embargo, las cooperativas junto con el segmento tienen la habilidad para obtener los activos totales. Los resultados demuestran que la variable lingüística RC pertenece al conjunto borroso "Bajo" para COAC "A" con un grado de intensidad de 0.42, determinando que el riesgo de no lograr el rendimiento esperado del portafolio es cercano, mientras que el COAC "B" con un grado de intensidad de 0,19 y el Segmento 2 con un grado de intensidad de 0,16 en un conjunto borroso "Bajo" indica que la entidad tendría capacidad limitada para devolver la cartera. Es miembro del conjunto borroso "Óptimo" en el indicador del índice de morosidad, con un grado de intensidad de 0,40 para el COAC "A". El COAC “B” se encontró en el conjunto borroso “Óptimo” con un grado de intensidad de 0.28, indicando que la cooperativa tendría las mejores políticas y prácticas para el cobro de la cartera vencida. Con un grado de intensidad de 0,77 y pertenecientes al segmento 2 del conjunto borroso “Óptimo”, estas dos cooperativas presentan altos niveles de cumplimiento por parte de los clientes de sus obligaciones de mantenimiento de la solvencia.

DISCUSIÓN

Esta investigación tuvo como propósito identificar la exactitud de los indicadores financieros de las 2 Cooperativas las cuales son: Virgen del Cisne y Promoción De Vida Asociada Ltda. Próvida aplicando los conjuntos borrosos a través de la función trapezoidal, obteniendo gráficas del Software Geo-Gebra comparando con las gráficas del software MatLab.

La aplicación del modelo CAMEL, cooperativas estudiadas indican resultados en la Suficiencia Patrimonial para la cooperativa “A” Virgen del Cisne revela un valor superior (12563.47%) que no está dentro del rango de los conjuntos borrosos debido a su alto valor, por lo cual está en la capacidad de responder por las pérdidas de los clientes, teniendo una estabilidad sólida concordando con los autores Díaz et al., (2017a); Valera et al., (2019); Romero et al., (2020); Álvarez et al., (2021); León et al., (2021) que indican que esta herramienta brinda confiabilidad que permite elevar la competitividad y sostenibilidad de las entidades. Sin embargo, la COAC “B” se muestra que pertenece al conjunto difuso “Bajo” dando a conocer que no está en condiciones de enfrentar riesgos a futuro.

La Rentabilidad ROA y ROE de la COAC “A” y “B” no pertenecen a los conjuntos borrosos debido a que maneja un valor superior de variable lingüística y el valor se encuentra fuera del rango establecido que es (0,1), sin embargo, tienen la habilidad de obtener activos totales, cubrir pérdidas, producir resultados y mantener el rendimiento del capital accionista. Corrobora, Luna et, al. (2021); Díaz et al, (2017b); Dávalos., et al (2021) que las aplicaciones al desarrollar estos cálculos nos brindan información óptica mediante los intervalos de (0,1) verificando exactitud y rompiendo la incertidumbre con respecto a esta información permitiéndonos categorizar las entidades de manera más efectiva, conociendo las fortalezas, oportunidades con el fin de reducir sus debilidades y amenazas a las cuales están expuestas.

CONCLUSIONES

Los datos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria muestran que la Cooperativa Virgen del Cisne posee un valor de (12563,47%) en Suficiencia Patrimonial, destacándose de las demás cooperativas por su alto porcentaje. Este hallazgo se relaciona con el estudio de conjuntos borrosos aplicados a los indicadores financieros de las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Segmento 2.

Se verifico el grado de pertenencia de los indicadores financieros demostrando que 4 no pertenece a los conjuntos borrosos: La Liquidez presenta un valor para la Coac "A" de -0.02 y para la "B" de -0.05 entendiéndose que no están cumpliendo con sus compromisos financieros. Mientras que la Suficiencia Patrimonial con un valor para la Coac "A" de -58.72 y la Coac "B" 1, revelan resultados negativos debido a sus altos valores en la VL, sin embargo, están en la capacidad de afrontar riesgos financieros a futuro. Del mismo modo, la Rentabilidad ROE en la Coac "A" es de -133.6 y Coac "B" -54.9, muestra que mantiene el rendimiento del capital accionista y la ROA para la Coac "A" -4.6 y Coac "B" -2.04, logrando obtener activos totales. En cambio, el Rendimiento de Cartera e Índice de Morosidad si pertenecen a los conjuntos borrosos por lo que está cumpliendo sus funciones. Se determinó que las gráficas en los softwares Geo-Gebra y Matlab, demostraron similitud admitiendo visualizar con mejor precisión los valores, para lograr una buena interpretación de los indicadores.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Álvarez, C., Narváez, C., Erazo, J., & Luna, K. (2020). Lógica difusa como herramienta de evaluación del portafolio de inversiones en el sector cooperativo del. *Espacios*, 1-17. Obtenido de <https://www.revistaespacios.com/a20v41n36/a20v41n36p03.pdf>
- Asociacion de Bancos del Ecuador. (2019). *Evolución de las Cooperativas 2019*. Ecuador: Asobanca. Obtenido de <https://asobanca.org.ec/evolucion-de-las-cooperativas-publicaciones-antteriores/?filter=true&ano=2019&page=1>
- Asociación de Bancos del Ecuador. (2020). *Evolución de las Cooperativas Ecuador 2020*. Ecuador: Asobanca. Obtenido de <https://asobanca.org.ec/evolucion-de-las-cooperativas-publicaciones-antteriores/?filter=true&ano=2019&page=1>
- Córdoba, , F., Cano, A., Dorado, D., & Herrera, J. (2016). Método computacional para la identificación de funciones de pertenencia en entornos de lógica difusa. *Escopus*, 97-112. Obtenido de <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85007007034&doi=10.1109%2fColumbianCC.2016.7750790&partnerID=40&md5=a6396930afac92c8edad392df7dc9af7>

- Dávalos, C., Santoyo, F., & López, M. (2021). Determinación de multas fiscales según los principios de proporcionalidad y equidad utilizando lógica difusa. *Scopus*, 1-25. Obtenido de <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85108995912&doi=10.22201%2ffca.24488410e.2021.2216&origin=inward&txGid=314e0225833a7dffbd5f63b5ee07eae2>
- Díaz, J., Coba , E., Hidalgo, C., Valencia, E., & Bonilla, J. (2017). Conjuntos Borrosos aplicado al Sector Cooperativo del Ecuador. *Redalyc*(47), 227 - 253. Obtenido de <https://www.scielo.org.mx/pdf/polcul/n47/0188-7742-polcul-47-00227.pdf>
- Díaz, J., Cobá, E., & Navarrete, P. (2017). Lógica difusa y riesgo financiero. Una propuesta de clasificación de riesgo financiero para el sector cooperativo. *Scopus*, 1670-1686. Obtenido de <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85038911676&doi=10.1016%2fj.cya.2017.09.001&partnerID=40&md5=47f107aa3de7115b411e572f2848cc05>
- Díaz, J., Coba, E., Moreno, K., & Santamaría, E. (2017). La Lógica Difusa Aplicada a los Ratios Financieros en el Sector Cooperativo del Ecuador. *Dialnet*, 64-82. Obtenido de [file:///C:/Users/Dell/Downloads/Dialnet-LaLogicaDifusaAplicadaALosRatiosFinancierosEnElSec-6076495%20\(2\).pdf](file:///C:/Users/Dell/Downloads/Dialnet-LaLogicaDifusaAplicadaALosRatiosFinancierosEnElSec-6076495%20(2).pdf)
- Jiménez, F., Luna , K., & Erazo, J. (2019). Aplicación de herramientas avanzadas para el análisis financiero de las Cooperatibas JEP y Jardín Azuayo. *Digital Publisher*(1), 48-62. Obtenido de <file:///C:/Users/PC/Downloads/Dialnet-AplicacionDeHerramientasAvanzadasParaElAnalisisFin-7144018.pdf>
- León, S., & Murillo, D. (2021). Análisis Financiero: Gestionar los riesgos en las Cooperativas de Ahorro y Crédito segmento 1. *Redalyc*, 1-22. Obtenido de <https://www.redalyc.org/journal/5768/576868967011/576868967011.pdf>
- Luna, K., Espinoza, J., Sarmiento, W., Andrade, C., & Chamba, P. (2022). Razones financieras con enfoque de lógica difusa. Nueva perspectiva de estimación. *Scopus*, 959-972. Obtenido de <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0->

85132804743&doi=10.52080%2frvgluz.27.99.7&partnerID=40&md5=893fabf544cf0862b35cc466dd327e99

Mahmoud, O. (2008). A Multivariate Model for Predicting the Efficiency of Financial Performance for Property and Liability Egyptian Insurance Companies. *Discussion Paper Program*, 26.

Obtenido de https://www.casact.org/sites/default/files/database/dpp_dpp08_08dpp53.pdf

Rezazadeh, S., & Jodashenas, S. (2023). valuación de riesgos difusos de un sistema de almacenamiento de aguas pluviales en una mina mal calibrada: el caso de la mina Golgothar. *Scopus*, 134-145.

Obtenido de <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85144214886&doi=10.1007%2fs10230-022-00911-5&partnerID=40&md5=28b2460895a492e0d5fba8e6458d04aa>

Romero, M., Davalos, C., & Santoyo, F. (2020). Localización de empresas mediante lógica difusa: Estrategia para el posicionamiento. *Scopus*, 1-20. Obtenido de

[https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-](https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85090728253&doi=10.22201%2ffca.24488410e.2020.1924&origin=inward&txGid=3ebffabf8c7f89110aad4a9df714b3d4)

[85090728253&doi=10.22201%2ffca.24488410e.2020.1924&origin=inward&txGid=3ebffabf8c7f89110aad4a9df714b3d4](https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85090728253&doi=10.22201%2ffca.24488410e.2020.1924&origin=inward&txGid=3ebffabf8c7f89110aad4a9df714b3d4)

Valera, A., Pineda, M., & Vilorio, J. (2019). Mapeo digital de clases de suelo por lógica difusa en zonas de montaña. *Scopus*, 106-119. Obtenido de [https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-](https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85071834592&origin=inward&txGid=9964b13e10440651800b272a27c604a5)

[s2.0-85071834592&origin=inward&txGid=9964b13e10440651800b272a27c604a5](https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-85071834592&origin=inward&txGid=9964b13e10440651800b272a27c604a5)