



Departamento de Posgrados

Análisis estadístico del riesgo de liquidez en las instituciones financieras del Ecuador

Trabajo de titulación previo a la obtención del grado de Magíster en Estadística Aplicada

Autor:

Jaime Sebastián Orellana Escandón

Director:

Adrián Arturo Sigüencia Muñoz

Cuenca, Ecuador

2025

Resumen

Esta investigación analiza el riesgo de liquidez en las instituciones financieras del Ecuador, haciendo énfasis en las cooperativas de ahorro y crédito mediante un enfoque metodológico integrado que combina técnicas estadísticas descriptivas, econometría de datos de panel, algoritmos de aprendizaje automático y análisis de robustez. Utilizando datos de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria correspondientes a 2024, se implementaron análisis de correlación, modelos de regresión, clustering DBSCAN y algoritmos K-NN. Los resultados revelan que el ratio de intermediación financiera, las tasas de interés y la inflación constituyen determinantes significativos del riesgo de liquidez, mientras que el ratio de liquidez no constituye un factor estadísticamente significativo sobre el desempeño financiero.

Palabras clave: riesgo de liquidez, cooperativa de ahorro y crédito, datos de panel, regresión, clustering DBSCAN, K-NN

Abstract

This research analyzes liquidity risk in Ecuadorian financial institutions, with an emphasis on savings and credit cooperatives, using an integrated methodological approach that combines descriptive statistical techniques, panel data econometrics, machine learning algorithms, and robustness analysis. Using data from the Superintendency of Popular and Solidarity Economy for 2024, correlation analyses, regression models, DBSCAN clustering, and K-NN algorithms were implemented. The results reveal that the financial intermediation ratio, interest rates, and inflation are significant determinants of liquidity risk, while the liquidity ratio is not a statistically significant factor in financial performance.

Keywords: liquidity risk, savings and credit cooperative, panel data, regression, DBSCAN clustering, K-NN



Índice de Contenido

Resumen	ii
Abstract	ii
Índice de Figuras	iv
Índice de Tablas	v
1. Introducción	1
2. Objetivo General.....	3
3. Laboratorio: Enfoque Descriptivo e Inferencial	3
3.1. Objetivos específicos	3
3.2. Método	3
3.3. Discusión y resultados	4
3.3.1. Análisis Exploratorio.....	4
3.3.2. Análisis Descriptivo	7
3.3.3. Discusión.....	10
3.4. Conclusiones del laboratorio	10
4. Laboratorio: Enfoque Machine Learning	11
4.1. Objetivos específicos	11
4.2. Método	11
4.3. Discusión y resultados	13
4.3.1. Diagnóstico de los modelos	16
4.3.2. Discusión.....	16
4.4. Conclusiones del laboratorio	18
5. Laboratorio: Enfoque Toma de Decisiones	19
5.1. Objetivos específicos	19
5.2. Método	19
5.3. Discusión y resultados	21
5.3.1. Discusión.....	23
5.4. Conclusión del laboratorio	24
6. Laboratorio: Enfoque Robustez y Validación	25
6.1. Objetivos específicos	25
6.2. Método	25
6.3. Discusión y resultados	25
6.4. Conclusiones del laboratorio	28
7. Conclusión General	28
8. Bibliografía.....	30

Índice de Figuras

Figura 1 Boxplots de las variables numéricas.....	5
Figura 2 Diagramas de dispersión de la Liquidez contra las variables numéricas.....	6
Figura 3 Gráficos QQ de las variables numéricas.....	6
Figura 4 Distribución de la Liquidez por Tipo de Institución	7
Figura 6 Mapa de calor de las correlaciones de las variables numéricas	8
Figura 7 Gráfico de Componentes Principales de las variables transformadas	9
Figura 8 Relación entre Liquidez y ROA.....	15
Figura 9 Relación entre Liquidez y ROE.....	15
Figura 10 Clústers obtenidos mediante DBSCAN.....	22
Figura 11 Comparación de clústeres reales (DBSCAN) y predichos (k-NN) mediante proyección PCA	23

Índice de Tablas

Tabla 1 Estadísticos descriptivos de las variables numéricas	7
Tabla 2 Resumen de variables, definición y fórmulas	12
Tabla 3 Resultados de los Modelos de ROA y ROE con Efectos Fijos y Errores Estándar Robustos.....	13
Tabla 4 Supuestos, técnicas y resultados de la RM.....	25
Tabla 5 Supuestos, técnicas y resultados de la Regresión FGLS para ROA.....	26
Tabla 6 Supuestos, técnicas y resultados de la Regresión FGLS para ROE.....	27
Tabla 7 Supuestos, técnicas y resultados de la RM panel.....	27

1. Introducción

El sector financiero constituye un pilar fundamental en el desarrollo económico de cualquier nación, actuando como intermediario entre ahorradores e inversores, facilitando el flujo de capital y contribuyendo a la estabilidad macroeconómica. En economías emergentes como la del Ecuador, donde el sistema financiero se caracteriza por una combinación de instituciones bancarias tradicionales y entidades cooperativas, la gestión del riesgo de liquidez emerge como un elemento crítico para garantizar la sostenibilidad del sector. El riesgo de liquidez, definido como la incapacidad de una institución financiera para cumplir con sus obligaciones a corto plazo sin incurrir en pérdidas significativas, ha sido ampliamente estudiado en la literatura económica y financiera debido a sus implicaciones en crisis sistémicas, como se evidenció durante la crisis financiera global de 2008 (Berger & Bouwman, 2016).

En el contexto ecuatoriano, las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COACs) representan un pilar fundamental del sistema financiero inclusivo, atendiendo a segmentos de la población tradicionalmente excluidos por la banca convencional. Estas entidades, reguladas por la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS), manejan activos significativos y sirven como medio para la inclusión financiera; sin embargo, también enfrentan desafíos particulares derivados de su estructura cooperativista, volatilidad económica y exposición a factores macroeconómicos como la inflación y las tasas de interés.

Estudios previos, como los de Imbierowicz y Rauch (2014), han destacado cómo el riesgo de liquidez interactúa con otros riesgos financieros, tales como el de crédito y el de mercado, amplificando potenciales inestabilidades en las instituciones financieras. En América Latina, investigaciones específicas sobre cooperativas financieras, como la de Carrera-Silva et al. (2024), subrayan la heterogeneidad del sector y la influencia de factores internos, como la rentabilidad en la gestión de la liquidez. Sin embargo, existe una brecha en la literatura respecto a análisis integradores que combinen enfoques descriptivos con técnicas de machine learning, particularmente en contextos de datos de panel con observaciones mensuales.

El objetivo general de esta investigación es analizar la influencia de la variación de los indicadores financieros en la dinámica del riesgo de liquidez de las instituciones financieras del Ecuador, con el fin de identificar sus implicaciones para la gestión y estabilidad del sector. Este objetivo se desglosa en objetivos específicos distribuidos a lo largo de cuatro laboratorios integradores.

La presente investigación aborda esta problemática mediante un enfoque integral que articula cuatro perspectivas analíticas complementarias desarrolladas a lo largo de los cuatro laboratorios integradores. Esta estructura metodológica responde a la complejidad inherente del estudio de este tipo de riesgo y reconoce que ninguna técnica individual puede proporcionar una comprensión exhaustiva del comportamiento de la liquidez en instituciones

financieras. La estrategia metodológica adoptada se fundamenta en la convergencia de enfoques estadísticos clásicos, técnicas de aprendizaje automático, métodos de análisis multivariante y procedimientos rigurosos de validación, configurando un marco analítico robusto que permite garantizar la validez y la robustez de las conclusiones.

El primer laboratorio adopta un enfoque de naturaleza descriptiva e inferencial, estableciendo los fundamentos de la investigación mediante la caracterización del comportamiento de la liquidez e identificando los factores que influyen en la misma mediante un análisis exploratorio de los datos. El segundo laboratorio incorpora un enfoque de machine learning, mediante la implementación de modelos de datos de panel con estructura de efectos fijos y la aplicación de regresiones de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS) para evaluar el impacto del riesgo de liquidez en el rendimiento financiero medido por ROA y ROE. El tercero se orienta hacia la toma de decisiones empleando regresión de panel, clustering con DBSCAN y clasificación con K-NN para agrupar y clasificar las COACs según perfiles de riesgo. Finalmente, el cuarto laboratorio evalúa la robustez y validación de los modelos, verificando supuestos estadísticos como normalidad, homocedasticidad y multicolinealidad, y proponiendo ajustes para mitigar inminentes violaciones de los mismos.

La estructura integrada de estos cuatro enfoques constituye una metodología que fomenta la complementariedad de técnicas, donde métodos tradicionales como la regresión múltiple se complementan con algoritmos de aprendizaje supervisado y no supervisado para manejar la complejidad de los datos financieros. Esta estrategia no solo fortalece la robustez de la investigación, sino que también permite identificar limitaciones metodológicas inherentes a cada técnica cuando se aplica a estructuras de datos con características particulares como es el caso de los datos de panel con frecuencia mensual. Con este fin, el presente estudio sigue una estructura que se organiza en secciones correspondientes a cada laboratorio, culminando con una conclusión general que sintetiza los resultados y los principales hallazgos.

Los aciertos derivados de esta investigación poseen implicaciones significativas tanto para la gestión financiera a nivel institucional como para el diseño de normativas que permitan una regulación apropiada del sector. La identificación de factores determinantes del riesgo de liquidez proporciona elementos fundamentales para el desarrollo de sistemas de alerta temprana y la implementación de estrategias preventivas de gestión de riesgos. Asimismo, el reconocimiento de perfiles institucionales diferenciados sugiere la pertinencia de aproximaciones regulatorias que consideren esta heterogeneidad, evitando la imposición de requisitos uniformes que podrían resultar excesivamente rigurosos para algunas instituciones, pero insuficientes para otras.

La presente investigación contribuye a la literatura académica sobre el riesgo de liquidez en instituciones financieras, haciendo especial énfasis en instituciones de naturaleza cooperativista, un área relativamente subdesarrollada en comparación con los estudios

centrados en la banca comercial, incorporando evidencia real del contexto ecuatoriano y demostrando la aplicabilidad de técnicas estadísticas avanzadas en el análisis de instituciones financieras.

2. Objetivo General

Analizar la influencia de la variación de los indicadores financieros en la dinámica del riesgo de liquidez de las instituciones financieras del Ecuador, con el fin de identificar sus implicaciones para la gestión y estabilidad del sector.

3. Laboratorio: Enfoque Descriptivo e Inferencial

3.1. Objetivos específicos

- Explorar y describir el comportamiento de la liquidez en las instituciones financieras del Ecuador
- Identificar los factores que influyen en el riesgo de liquidez de las instituciones financieras del Ecuador

3.2. Método

Para llevar a cabo la presente investigación, se utilizó un conjunto de datos compuesto por 1368 observaciones que corresponden a 6 variables cuantitativas financieras de las cooperativas de ahorro y crédito (COACs) de los segmentos 1, 2 y 3, de las mutualistas y de los bancos privados del Ecuador. Estos datos han sido recopilados de la Superintendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) y de la Superintendencia de Bancos, correspondientes a diciembre de 2024. A continuación, se describen las variables que serán utilizadas en el análisis:

Variables:

- **Liquidez:** Ratio que mide la capacidad de la institución para cumplir con sus obligaciones a corto plazo.
- **Morosidad:** Porcentaje de la cartera de crédito en mora.
- **ROE:** Indicador de rentabilidad del patrimonio.
- **ROA:** Indicador de rentabilidad de los activos.
- **Resultado_Ejercicio (RE):** Ganancia o pérdida neta de la cooperativa en un período determinado.
- **Total_Activo (TA):** Valor total de los activos de la institución.
- **Tipo_Institución (TIN):** Clasificación de las instituciones financieras según su tipo (COACs segmento 1, segmento 2, segmento 3, mutualista, banco).

La presente investigación se estructura en dos fases principales, cada una orientada a dar respuesta a los objetivos específicos planteados.

Fase 1: Análisis exploratorio y descriptivo del riesgo de liquidez

En esta fase se llevó a cabo un análisis del comportamiento de la liquidez en las instituciones financieras. Se emplearán métodos tanto exploratorios como descriptivos para obtener una comprensión profunda de la problemática.

- **Análisis exploratorio:** Se utilizaron técnicas de visualización de datos, como histogramas, diagramas de caja y diagramas de dispersión, para identificar patrones, tendencias y posibles relaciones entre la liquidez y otras variables relevantes.
- **Análisis descriptivo:** Se calcularon medidas de resumen (media, mediana, desviación estándar, entre otras.) para las variables numéricas, incluyendo la liquidez y las variables mencionadas anteriormente.
- **Análisis inferencial:** Se realizaron pruebas estadísticas para comparar la liquidez entre diferentes grupos de instituciones financieras. Se utilizó la prueba de Kruskal-Wallis para comparar las medianas de liquidez entre los diferentes tipos de instituciones ya que esta prueba no asume normalidad en los datos.

Fase 2: Identificación de los factores que influyen en el riesgo de liquidez

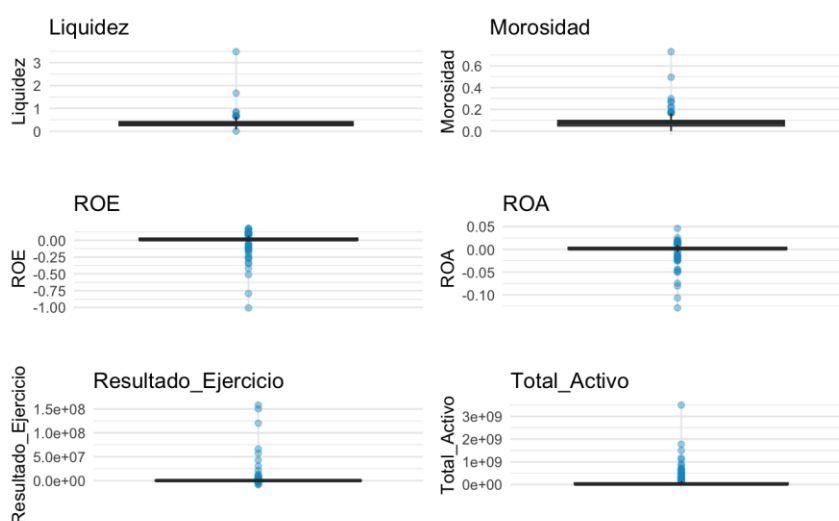
Esta fase se centró en identificar los factores que pueden influir en el riesgo de liquidez de las COACs ecuatorianas. Se utilizaron técnicas de análisis de correlación y modelos de regresión para lograr este objetivo.

- **Análisis de correlación:** Se calcularon coeficientes de correlación de Spearman, que es para observaciones que no siguen una distribución normal, para explorar la relación entre el riesgo de liquidez y las demás variables numéricas.
- **Modelos de regresión:** Se construyó un modelo de regresión para cuantificar la influencia de diferentes factores en el riesgo de liquidez. Las variables independientes que se incluirán en los modelos se seleccionaron en función de los resultados del análisis exploratorio, el análisis de correlación y la revisión de la literatura.

3.3. Discusión y resultados

3.3.1. Análisis Exploratorio

Distribución de los datos

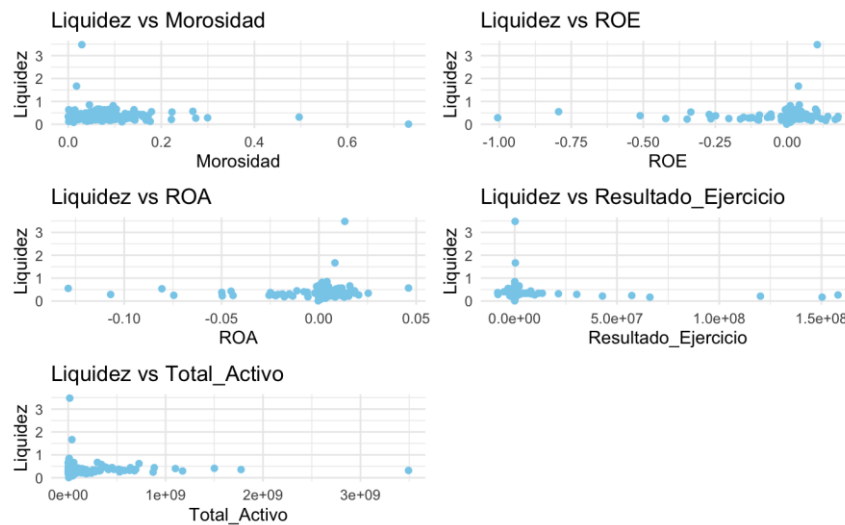
Figura 1 *Boxplots de las variables numéricas*

En la Figura 1 se observan distribuciones heterogéneas y bastante asimétricas. La Liquidez, Morosidad, RE y TA presentan marcadas asimetrías positivas, con la mayoría de las instituciones financieras concentradas en valores bajos y la presencia de valores atípicos en el extremo superior, indicando la existencia de entidades con características significativamente diferentes. En contraste, el ROE y el ROA muestran distribuciones más concentradas alrededor de cero, con asimetrías negativas y valores atípicos en el extremo inferior.

Se optó por mantener los valores extremos identificados en las variables a pesar de que algunos de estos se alejan considerablemente de la media. Esta decisión se justifica debido a que la naturaleza financiera de los datos exige considerar la totalidad de las observaciones, ya que incluso los valores extremos son reflejo de situaciones reales y relevantes en el comportamiento de las diferentes instituciones financieras. Excluir estos valores podría distorsionar la situación real del mercado y llevar a conclusiones erróneas sobre el riesgo de liquidez en el sector.

Diagramas de Dispersión

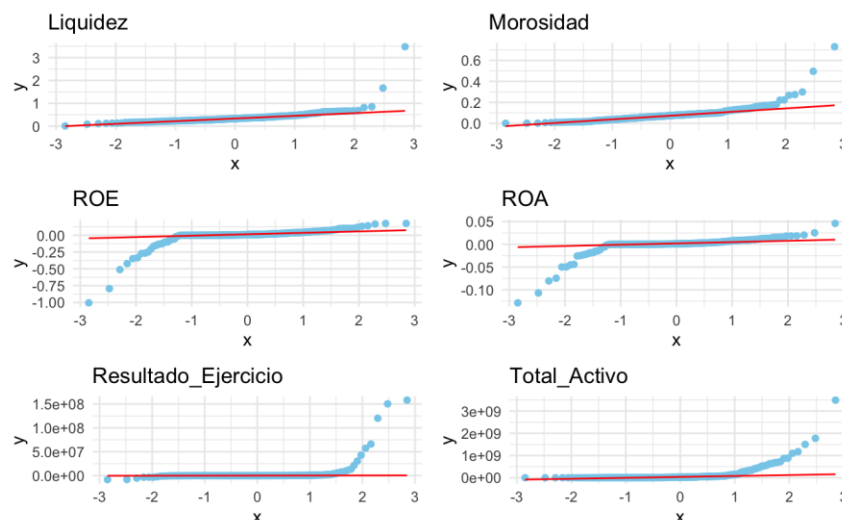
Figura 2 Diagramas de dispersión de la Liquidez contra las variables numéricas



Tal como se observa en la Figura 2, la liquidez frente a las variables numéricas (Morosidad, ROE, ROA, RE y TA) no revelan correlaciones lineales claras ni patrones definidos. La dispersión de los puntos sugiere que la liquidez de una institución financiera no parece estar influenciada de manera significativa por estas variables, al menos no de forma lineal.

Análisis de Normalidad de las Distribuciones

Figura 3 Gráficos QQ de las variables numéricas



Aparentemente, ninguna de las variables financieras analizadas sigue una distribución normal, lo cual se observa en la Figura 3, donde se evidencia que todas las variables exhiben desviaciones significativas de la línea de normalidad, con patrones que sugieren asimetría positiva y colas pesadas. Estos hallazgos se corroboraron mediante la prueba formal

Anderson-Darling, la cual confirmó que todas las variables tienen distribuciones asimétricas; por lo tanto, para los análisis posteriores será necesario utilizar pruebas no paramétricas.

3.3.2. Análisis Descriptivo

Estadísticos Descriptivos

Tabla 1 Estadísticos descriptivos de las variables numéricas

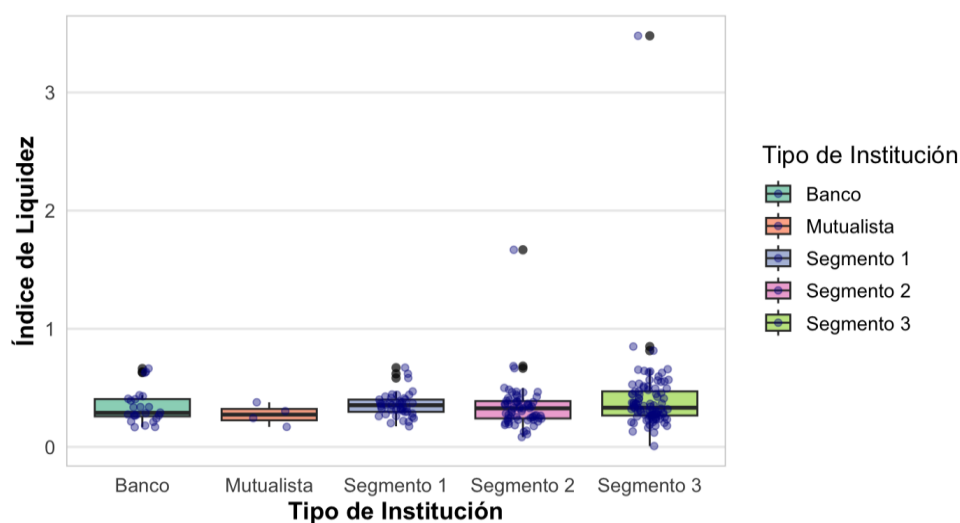
	Liquidez	Morosidad	ROE	ROA	Resultado del Ejercicio	Activos Totales
Mínimo	0,72%	0,00%	-100,57%	-12,88%	-8.180.506,84	40.518,44
Media	36,68%	8,27%	-0,34%	-0,03%	3.145.720,39	122.076.559,58
Mediana	32,89%	7,40%	0,89%	0,12%	42.995,68	22.451.253,36
Máximo	347,91%	73,11%	17,63%	4,60%	158.059.247,20	3.493.121.724,65
Desv. Est.	26,17%	6,94%	11,60%	1,66%	17.747.642,11	325.534.000,00

Como se observa en la Tabla 1, los estadísticos revelan distribuciones heterogéneas, asimetrías y una alta dispersión en las variables analizadas. La Liquidez y la Morosidad, aunque con rangos amplios, muestran una concentración de instituciones financieras por debajo de la media y con asimetría positiva. Los indicadores de rentabilidad ROE y ROA exhiben variabilidad considerable y asimetría en direcciones opuestas. El RE y TA reflejan la diversidad del sector, con asimetrías positivas y presencia de valores atípicos, lo que sugiere la existencia de unas pocas entidades grandes en comparación con la mayoría.

Comparación de medianas entre grupos

- **Liquidez con respecto a los Tipos de Instituciones**

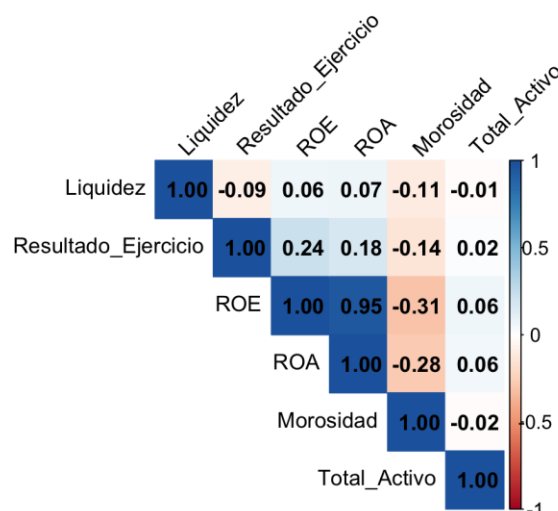
Figura 4 Distribución de la Liquidez por Tipo de Institución



La Figura 4 muestra que la Liquidez tiene medianas y dispersiones similares entre los diferentes tipos de instituciones, con la presencia de algunos valores atípicos en cada grupo. Esto indica que, en general, no hay diferencias significativas en la liquidez entre los tipos de instituciones, lo cual se confirmó mediante la prueba de Kruskal-Wallis ($p=0.2269$).

Correlaciones

Figura 5 Mapa de calor de las correlaciones de las variables numéricas



Como se observa en la Figura 6, existe una fuerte asociación positiva entre las variables de rentabilidad (ROE y ROA), por lo que, para los análisis posteriores, se procederá a eliminar la variable ROE con el objetivo de evitar problemas de multicolinealidad. Además, se evidencia una correlación moderada entre la rentabilidad y el RE, lo que indica coherencia en el desempeño financiero de las instituciones financieras. La Morosidad, por otro lado, presenta correlaciones negativas moderadas con ROE, ROA y RE, lo que sugiere un impacto adverso de la cartera en mora sobre la rentabilidad. La Liquidez muestra correlaciones débiles o prácticamente nulas con la mayoría de las variables, incluida la Morosidad, lo que indica la ausencia de una relación lineal fuerte. Estos hallazgos proporcionan información valiosa sobre las interrelaciones entre las variables financieras clave, pero se requiere un análisis más profundo para explorar posibles relaciones no lineales y establecer causalidad.

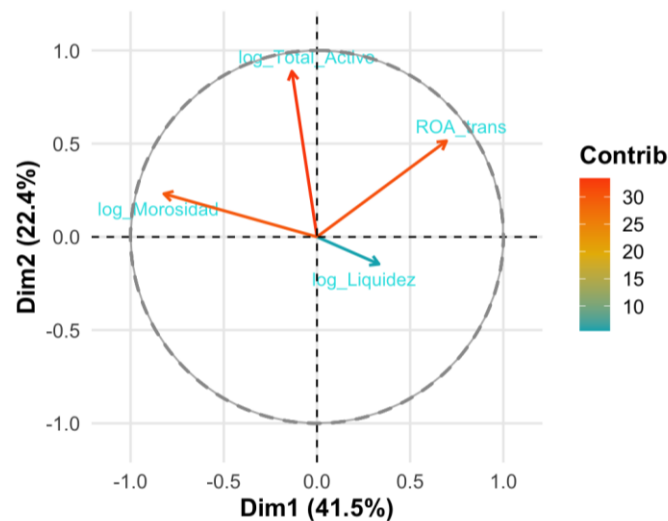
Análisis Inferencial

En el marco del análisis de regresión, se llevó a cabo una transformación logarítmica en las variables Liquidez, Morosidad y TA que exhibieron asimetría positiva y no se ajustaban a una distribución normal. Esta decisión se fundamenta en la necesidad de cumplir con los supuestos fundamentales de los modelos de regresión, particularmente el de normalidad de los residuos. Adicionalmente, la transformación logarítmica permite mitigar el efecto de los valores extremos, que podrían influir desproporcionadamente en los resultados del modelo. Por otra parte, la variable ROA fue sometida a una transformación de raíz cuadrada con

desplazamiento positivo, con el objetivo de convertir esta variable con valores negativos y distribución asimétrica en una métrica positiva, comprimida y más simétrica, mejorando su comportamiento en análisis multivariados como PCA y regresión. Finalmente, la variable RE fue excluida del análisis debido a su alta volatilidad y falta de comparabilidad interinstitucional, derivada de la heterogeneidad en criterios contables, políticas de provisionamiento y ajustes discrecionales permitidos por la normativa interna de cada entidad financiera.

Análisis de Componentes Principales (PCA)

Figura 6 *Gráfico de Componentes Principales de las variables transformadas*



El círculo de correlación derivado del Análisis de Componentes Principales (PCA) que se observa en la Figura 7, revela que las dos primeras dimensiones explican conjuntamente un 63.9% de la varianza total (41.5% por Dim1 y 22.4% por Dim2). En el eje principal (Dim1) se observa una clara asociación positiva entre ROA_trans y log_TA, lo que sugiere que las entidades con mayor tamaño tienden a exhibir una mayor rentabilidad sobre activos. En contraste, log_Morosidad se orienta en sentido opuesto, indicando que un aumento en la morosidad se relaciona negativamente con el tamaño y la rentabilidad. Por su parte, log_Liquidez se encuentra ligeramente alineada con el eje negativo de Dim1 y positiva en Dim2, mostrando un patrón de comportamiento parcialmente independiente del tamaño y la rentabilidad. En conjunto, el análisis revela que las dimensiones principales están determinadas fundamentalmente por un eje de rentabilidad y tamaño versus riesgo crediticio, siendo estas variables las que más contribuyen a la varianza explicada.

Regresión Múltiple

El modelo de regresión lineal que relaciona el logaritmo de la Liquidez con el logaritmo de la Morosidad, la transformación de ROA, y el logaritmo de TA, presenta un muy buen ajuste (R^2 ajustado = 0.8325). Con un nivel de significancia del 5%, ROA_trans resulta altamente

significativa ($\beta = -2.515$, $p = 0.0026$), indicando que un aumento de 1 punto en ROA transformada reduce $\log_Liquidez$ en 2.515 unidades. Sin embargo, $\log_Morosidad$ y $\log_TA$ no resultan significativas, sugiriendo que la rentabilidad representada por ROA es el principal factor explicativo dentro del modelo.

En este contexto, una mayor rentabilidad sobre activos (ROA) está asociada a una menor liquidez en las instituciones del SFN, lo cual está justificado debido a que las entidades más rentables minimizan sus activos líquidos ociosos para maximizar el uso de recursos en préstamos o inversiones rentables, resultando en un menor ratio de liquidez.

Discusión

El análisis exploratorio y descriptivo revela una considerable heterogeneidad en las variables financieras, con asimetría positiva en Liquidez, Morosidad, RE y TA, lo que es consistente con la diversidad estructural del sector financiero en América Latina (Carrera-Silva et al., 2024). La decisión de mantener los valores extremos, que representan el 14,40% de las observaciones, está justificada por su relevancia en el contexto financiero, ya que reflejan la coexistencia de instituciones financieras de gran tamaño con otras más pequeñas (Imbierowicz y Rauch, 2014).

No se encontró diferencias significativas de la liquidez entre tipos de instituciones, lo que sugiere que estas clasificaciones no son determinantes clave del riesgo de liquidez. Este hallazgo contrasta con la investigación de Cai et al. (2018) que reportan diferencias en la liquidez según el tamaño o la estructura organizativa de las instituciones financieras; no obstante, se alinea parcialmente con la investigación de Carrera-Silva et al. (2024) que destacan la importancia de factores internos, como la gestión de activos y pasivos, en el contexto financiero.

El modelo de regresión lineal múltiple logró capturar las relaciones entre la Liquidez y las variables predictoras en conjunto, lo que se contrasta con lo planteado por Hair et al. (2019) que señalan la dificultad de modelar el riesgo de liquidez mediante enfoques lineales debido a su naturaleza compleja. Por otro lado, Carrera-Silva et al. (2024) sugieren que factores no financieros, como la responsabilidad social y la inclusión financiera, también pueden influir en la liquidez de las instituciones financieras latinoamericanas, un aspecto no explorado en este estudio debido a limitaciones en los datos.

3.4. Conclusiones del laboratorio

El análisis exploratorio y descriptivo de los datos revela que la liquidez en las instituciones financieras presenta una variabilidad considerable; sin embargo, no se observan diferencias significativas entre los tipos de instituciones. Los diagramas de dispersión sugieren que no existen correlaciones lineales fuertes entre la Liquidez y las demás variables financieras. No

obstante, el modelo de regresión lineal, posterior a realizar las transformaciones pertinentes a cada variable, mostró que la variable ROA resultó significativa, indicando que las instituciones más rentables operan con márgenes de liquidez más ajustados, incrementando su riesgo de liquidez. Sin embargo, estos hallazgos iniciales también plantean la necesidad de profundizar el análisis para identificar posibles relaciones no lineales y explorar el papel de otras variables que puedan influir en la liquidez de las instituciones financieras.

Es importante reconocer que este estudio presenta ciertas limitaciones. En primer lugar, si bien se han incluido diversas variables financieras, es posible que existan otros factores no considerados que también influyan en la liquidez de las instituciones financieras como, por ejemplo, factores macroeconómicos o regulatorios. Además, se ha identificado que la mayoría de los valores extremos se concentran en las cooperativas de los segmentos 2 y 3. Además, de acuerdo con la literatura y a los resultados observados, se ratifica que los bancos y las mutualistas poseen un comportamiento totalmente distinto a las COACs, lo que genera asimetrías en la distribución de las variables. Por lo tanto, se recomienda que investigaciones futuras excluyan estos tipos de instituciones de los análisis con el fin de eliminar fuentes de heterogeneidad y garantizar la robustez estadística, la validez de los hallazgos y conclusiones generalizables sobre los determinantes del riesgo de liquidez.

4. Laboratorio: Enfoque Machine Learning

4.1. Objetivos específicos

- Determinar si el riesgo de liquidez afecta el rendimiento de las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Ecuador
- Identificar otros factores clave que influyen en el desempeño financiero de las Cooperativas de Ahorro y Crédito del Ecuador

4.2. Método

Selección y definición de Variables

La selección de variables se fundamenta en la literatura sobre riesgo de liquidez y desempeño financiero (Berger & Bouwman, 2016; Altunbas et al., 2007; Bourke, 1989) y en la metodología del estudio de Eltweri et al. (2024), adaptada a los datos disponibles para las Cooperativas de Ahorro y Crédito (COACs) del segmento 1 del Ecuador. La **Tabla 2** detalla las variables utilizadas, su definición y sus fórmulas, las cuales fueron tomadas de los reportes de los estados financieros mensuales de la SEPS.

Tabla 2 Resumen de variables, definición y fórmulas

Variable	Definición	Fórmula
Rendimiento		
ROA (Dependiente)	Rentabilidad sobre Activos	Resultados del ejercicio / Activo promedio
ROE (Dependiente)	Rentabilidad sobre Patrimonio	Resultados del ejercicio / Patrimonio promedio
Factores de Riesgo de Liquidez		
Liquidez	Ratio de liquidez	Fondos disponibles / Total depósitos a corto plazo
Intermediación Financiera (IF)	Ratio de préstamos sobre depósitos	Cartera bruta / (Depósitos a la vista + Depósitos a plazo)
Morosidad	Tasa de morosidad	Morosidad de la cartera total (%)
Reservas	Ratio de reservas	Cobertura de la cartera problemática (%)
Tamaño	Activos totales	Log Activos totales
Factores Macroeconómicos		
Inflación	Tasa de inflación mensual (%)	Tasa de inflación mensual (%)
Interés	Tasa de interés pasiva promedio mensual (%)	Tasa de interés pasiva promedio mensual (%)

Fuente: Elaboración propia basada en Superintendencia de Economía Popular y Solidaria [SEPS] (2025).

La base de datos comprende 504 observaciones (42 COACs × 12 meses) que pertenecen a las COACs del Segmento 1 (activos > \$80 millones USD) del Ecuador. Los datos se obtuvieron de la Super Intendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS) y utiliza los indicadores ROA y ROE como variables dependientes. Las observaciones corresponden a los valores mensuales de 2024.

Siguiendo el enfoque de Eltweri et al. (2024), se utilizó la regresión de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles (FGLS) para estimar los modelos, la cual se detalla a continuación:

Modelo 1: Regresión FGLS

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 (X1)_{i,t} + \beta_2 (X2)_{i,t} + \dots + \beta_k (Xk)_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

donde:

Y_{it}: variable dependiente

X₁, X₂, ..., X_k: variables independientes

β₀, β₁, ..., β_k: coeficientes del modelo de regresión

i: número de observaciones

t: número de periodos o tiempo

ε: término de error

Para el estudio se elaboraron dos modelos de datos de panel, los cuales se especificaron como sigue:

Modelo 2: Rentabilidad sobre Activos (ROA)

$$ROA_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 LIQUIDEZ_{i,t} + \beta_2 IF_{i,t} + \beta_3 MOROSIDAD_{i,t} + \beta_4 RESERVAS_{i,t} + \beta_5 LOG_TAMAÑO_{i,t} + \beta_6 INFLACION_{i,t} + \beta_7 INTERES_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

Modelo 3: Rentabilidad sobre patrimonio (ROE)

$$ROE_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 LIQUIDEZ_{i,t} + \beta_2 IF_{i,t} + \beta_3 MOROSIDAD_{i,t} + \beta_4 RESERVAS_{i,t} + \beta_5 LOG_TAMAÑO_{i,t} + \beta_6 INFLACION_{i,t} + \beta_7 INTERES_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

Las regresiones se ajustaron con efectos fijos tras la prueba de Hausman y se aplicaron errores estándar robustos agrupados por COAC para corregir heteroscedasticidad y autocorrelación intra-grupo (Wooldridge, 2010). La variable Tamaño se transformó al logaritmo natural (Log_Tamaño) para estabilizar la varianza y reducir el impacto de valores extremos en los activos totales, una práctica común en estudios econométricos que mejora la linealidad de las relaciones y la interpretación de los coeficientes (Bourke, 1989). Se generaron gráficos de dispersión para explorar visualmente las relaciones entre Liquidez y las variables dependientes.

4.3. Discusión y resultados

Los resultados de los modelos 2 y 3 con efectos fijos, estimados mediante regresión FGLS, se presentan en la **Tabla 3**, con coeficientes estimados, errores estándar robustos agrupados por COAC, valores t y valores p. El modelo de ROA explica el 18.81% de la variabilidad dentro de las COACs ($R^2 = 0.1881$), (R^2 ajustado = 0.1025); mientras que el modelo de ROE explica el 17.82% ($R^2 = 0.1782$), (R^2 ajustado = 0.0916). Las pruebas F ($F = 15.06$, $p < 2.22e-16$ para ROA; $F = 14.10$, $p < 2.22e-16$ para ROE) confirman la significancia conjunta de las variables independientes.

Tabla 3 Resultados de los Modelos de ROA y ROE con Efectos Fijos y Errores Estándar Robustos

Variable	ROA Coeficiente	ROA Error Robusto	ROA Valor p	ROE Coeficiente	ROE Error Robusto	ROE Valor p
Liquidez	-0.00350	0.00461	0.4476	-0.03139	0.03538	0.3754
IF	0.02624	0.00712	0.0003 ***	0.19029	0.05298	0.0004 ***
Morosidad	-0.06767	0.03999	0.0913	-0.44367	0.29059	0.1275
Reservas	-0.00142	0.00283	0.6168	-0.00975	0.02044	0.6337

Log_tamaño	0.00414	0.00686	0.5465	0.03915	0.04784	0.4136
Inflación	0.00328	0.01647	0.8424	0.02184	0.10325	0.8326
Interés	-0.18530	0.06838	0.0070 **	-1.39582	0.50027	0.0055 **

Modelo de ROA

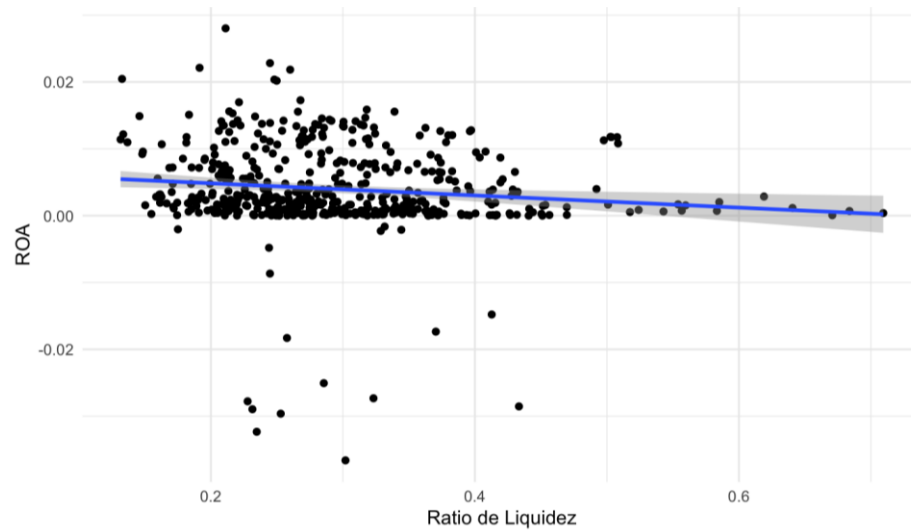
El modelo de ROA indica que Liquidez no es estadísticamente significativa, sugiriendo que variaciones en el ratio de liquidez no tienen un impacto significativo en el ROA. Por otro lado, IF es altamente significativa, indicando que un aumento del 1% en el ratio de préstamos sobre depósitos incrementa el ROA en 0.02624 puntos porcentuales. Se resalta que Morosidad presenta un impacto negativo marginalmente significativo, sugiriendo que un aumento del 1% en la tasa de morosidad reduce el ROA en 0.06767 puntos porcentuales. Las variables Reservas, Log_Tamaño e Inflación no son significativas; mientras que Interés tiene un impacto negativo significativo, indicando que un aumento del 1% en la tasa de interés reduce el ROA en 0.18530 puntos porcentuales.

Modelo de ROE

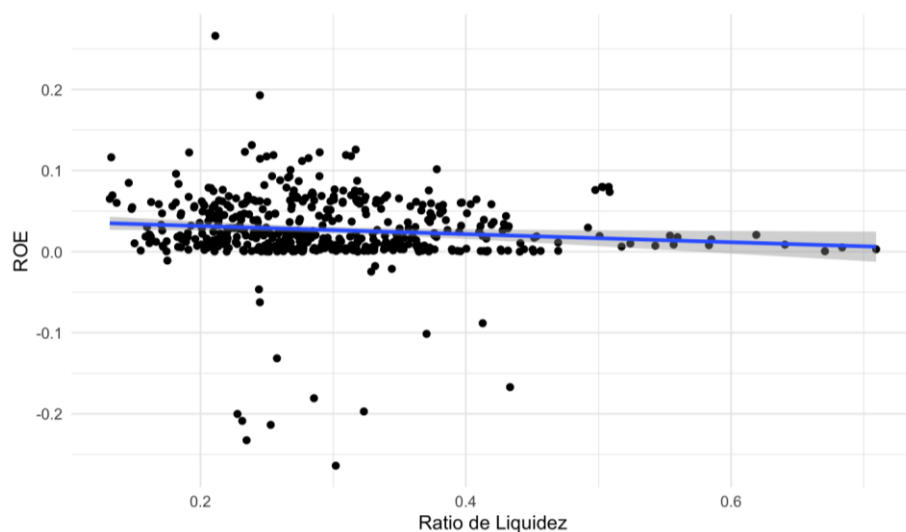
El modelo de ROE muestra que Liquidez no es significativa, reforzando el postulado de que el riesgo de liquidez no afecta el desempeño financiero. Por su parte, IF resulta significativa indicando que un aumento del 1% en el ratio de préstamos sobre depósitos incrementa el ROE en 0.19029 puntos porcentuales. En este modelo Morosidad no es significativo, perdiendo la significancia marginal observada en el modelo ROA, lo que sugiere que el riesgo de crédito no es un determinante robusto del ROE en esta especificación. Las variables Reservas, Log_Tamaño, e Inflación no son significativas. Por otro lado, la variable Interés muestra un impacto negativo significativo, indicando que un aumento del 1% en la tasa de interés reduce el ROE en 1.39582 puntos porcentuales, un efecto más pronunciado que en ROA debido a la sensibilidad de ROE al capital propio.

Análisis Gráfico

Para complementar los resultados econométricos, se generaron gráficos de dispersión que exploran la relación entre Liquidez y las variables dependientes, con líneas de regresión y con un intervalo de confianza al 95%.

Figura 7 Relación entre Liquidez y ROA

En la **Figura 8** se observa que la línea de regresión presenta una pendiente negativa leve, pero el intervalo de confianza sombreado es amplio, indicando alta variabilidad en los datos. La mayoría de las observaciones se concentran entre ratios de liquidez de 0.2 y 0.4, con valores de ROA cercanos a 0, aunque se observan valores atípicos en los extremos. La pendiente negativa sugiere una relación inversa débil entre liquidez y ROA, pero la alta dispersión y el intervalo de confianza amplio respaldan la falta de significancia estadística de Liquidez en el modelo ($\beta_1 = -0.00350$, $p = 0.4476$). Esto indica que, aunque visualmente existe una tendencia negativa, el efecto no es estadísticamente robusto, posiblemente debido a la heterogeneidad entre COACs y la influencia de otros factores no capturados en la regresión lineal simple.

Figura 8 Relación entre Liquidez y ROE

La **Figura 9** muestra que la relación entre la Liquidez y el ROE es similar a la relación con ROA. La línea de regresión muestra una pendiente negativa leve, con un intervalo de

confianza amplio que refleja alta variabilidad. Las observaciones también se concentran entre ratios de liquidez de 0.2 y 0.4, pero la dispersión de ROE es mayor (valores entre -0.2 y 0.2). La pendiente negativa sugiere una relación inversa débil, pero la falta de significancia de Liquidez en el modelo ($\beta_1 = -0.03139$, $p = 0.3754$) se refleja en la alta dispersión y el intervalo de confianza amplio, indicando que el riesgo de liquidez no es un determinante clave del ROE. La mayor variabilidad en ROE, comparada con ROA, puede atribuirse a la sensibilidad del ROE a cambios en el capital propio, amplificando los efectos de factores no relacionados con la liquidez.

4.3.1. Diagnóstico de los modelos

Modelo ROA

La prueba de Hausman ($X^2 = 15.567$, $df = 7$, $p = 0.0294$) rechazó la hipótesis nula de consistencia de los efectos aleatorios, justificando el uso de efectos fijos para controlar la correlación entre los efectos individuales y los regresores. La prueba de Breusch-Pagan (BP = 79.133, $df = 7$, $p = 2.07e-14$) confirmó la presencia de heteroscedasticidad, y la prueba de Breusch-Godfrey/Wooldridge ($X^2 = 85.966$, $df = 12$, $p = 2.967e-13$) detectó autocorrelación serial en los errores idiosincrásicos. Ambas violaciones fueron mitigadas mediante el uso de errores estándar robustos agrupados por COAC, asegurando inferencias estadísticamente válidas.

Modelo ROE

La prueba de Hausman ($X^2 = 24.146$, $df = 7$, $p = 0.0011$) también respaldó la especificación de efectos fijos. La prueba de Breusch-Pagan (BP = 57.294, $df = 7$, $p = 5.225e-10$) detectó heteroscedasticidad, y la prueba de Breusch-Godfrey/Wooldridge ($X^2 = 100.4$, $df = 12$, $p = 4.641e-16$) confirmó autocorrelación serial. Estas violaciones fueron corregidas con errores robustos, garantizando la robustez de los resultados.

4.3.2. Discusión

Los resultados estadísticos y econométricos proporcionan una visión integral del impacto del riesgo de liquidez en el desempeño financiero de las COACs. La falta de significancia de Liquidez en ambos modelos es consistente con el análisis de las **Figuras 8 y 9**, que muestran una relación inversa débil entre la liquidez y la rentabilidad, con alta variabilidad y falta de robustez estadística. Este hallazgo contrasta con Elweri et al. (2024), donde el ratio de cobertura de liquidez (LCR) tuvo un impacto negativo significativo en ROA. La diferencia puede atribuirse a las estructuras de activos más simples de las COACs del Ecuador y a menores requerimientos regulatorios de liquidez en Ecuador en comparación con los bancos comerciales del Reino Unido, que han enfrentado normativas más estrictas a partir de la crisis financiera de 2008 (Berger & Bouwman, 2016). Además, la alta dispersión en los gráficos

sugiere que factores específicos de cada COAC, como prácticas de gestión o composición de activos, podrían estar influyendo en la relación, un aspecto que los efectos fijos ayudan a controlar.

El impacto positivo y significativo de IF destaca la importancia de la intermediación financiera como motor de rentabilidad, un resultado más pronunciado que en el estudio de Elweri et al. (2024). Esto sugiere que las COACs del Ecuador generan mayores beneficios al aumentar su exposición crediticia, aprovechando su rol en la intermediación financiera dentro de comunidades locales. Sin embargo, este hallazgo también implica un mayor riesgo de liquidez asociado con una cartera de préstamos más grande, lo que requiere una gestión cuidadosa para evitar problemas de iliquidez (Altunbas et al., 2007).

El riesgo de crédito, medido por Morosidad, tiene un impacto negativo marginal en el ROA, pero no es significativo en ROE. Este resultado sugiere que el riesgo de crédito, aunque relevante, no es un determinante robusto del desempeño financiero en esta especificación, posiblemente porque los efectos fijos capturan la heterogeneidad específica de las COACs como, por ejemplo, políticas de evaluación crediticia, que mitigan el impacto de la morosidad. No obstante, el efecto negativo en ROA es consistente con la literatura, que identifica el riesgo de crédito como un factor crítico que reduce la rentabilidad al aumentar las provisiones por préstamos incobrables (Berger & Bouwman, 2016).

Las tasas de interés tienen un impacto negativo significativo en ambos indicadores, un hallazgo que se alinea con la literatura (Bourke, 1989) y refleja la sensibilidad de las COACs del Ecuador a las condiciones macroeconómicas. El efecto es más pronunciado en ROE, debido a su mayor sensibilidad a cambios en el capital propio, lo que indica que tasas de interés más altas encarecen los costos de financiación y reducen la rentabilidad, especialmente para las COACs que dependen de captaciones de depósitos y préstamos externos. La falta de significancia de Inflación puede atribuirse a la estabilidad relativa de la inflación en Ecuador gracias a la dolarización de su economía, lo que limita su impacto en el desempeño financiero.

Las variables de control Reservas y Log_Tamaño tampoco son significativas en ninguno de los modelos, sugiriendo que la adecuación de capital y las economías de escala no son determinantes clave del desempeño financiero en este contexto. Esto puede deberse a que las COACs del segmento 1 mantienen niveles de reservas adecuados y tienen tamaños relativamente homogéneos (activos > \$80 millones USD), reduciendo la variabilidad en estas dimensiones.

Los R^2 dentro de las COACs son inferiores a los del estudio de Eltweri et al. (2024), lo que puede explicarse por la frecuencia mensual de los datos, que introduce mayor variabilidad a corto plazo, y la ausencia de NIM, una variable clave en el estudio de Eltweri et al. (2024). Sin

embargo, la significancia conjunta de las variables y la corrección con efectos fijos y errores robustos aseguran la validez de los resultados.

4.4. Conclusiones del laboratorio

Este estudio proporciona una evaluación exhaustiva del impacto del riesgo de liquidez en el desempeño financiero de las COACs del segmento 1 en Ecuador, utilizando un enfoque de datos de panel con efectos fijos y un análisis visual complementario. Los resultados revelan que el riesgo de liquidez, medido por el ratio de liquidez, no tiene un impacto significativo en el ROA ni en el ROE, un hallazgo que se alinea con la alta dispersión observada en las **Figuras 8 y 9**.

El ratio de préstamos sobre depósitos emerge como un determinante clave del desempeño financiero, con un impacto positivo y significativo en ambos indicadores. Este resultado destaca la importancia de la intermediación financiera como motor de rentabilidad para las COACs, pero también señala la necesidad de una gestión cuidadosa del riesgo de liquidez asociado con una mayor exposición crediticia. El riesgo de crédito (Morosidad) afecta marginalmente el ROA, pero no el ROE, lo que sugiere que su impacto no es tan robusto como se esperaba, posiblemente debido a la heterogeneidad capturada por los efectos fijos. Las tasas de interés tienen un efecto negativo significativo, más fuerte en ROE, reflejando la sensibilidad de las COACs a las condiciones macroeconómicas y la importancia de monitorear los costos de financiamiento.

Desde una perspectiva práctica, estos hallazgos tienen implicaciones importantes para la gestión financiera de las COACs del segmento 1 del Ecuador. La falta de impacto del riesgo de liquidez sugiere que las COACs pueden priorizar otras áreas de riesgo, como el crédito y la sensibilidad a las tasas de interés, sin comprometer su estabilidad financiera. Sin embargo, el efecto positivo de IF indica que las COACs pueden mejorar su rentabilidad al aumentar su cartera de préstamos, siempre que implementen políticas rigurosas de evaluación crediticia y monitoreo para mitigar el riesgo de morosidad. La sensibilidad a las tasas de interés subraya la necesidad de estrategias de financiación que diversifiquen las fuentes de fondeo y reduzcan la dependencia de tasas externas, especialmente en un entorno macroeconómico volátil.

Desde una perspectiva regulatoria, los resultados sugieren que las autoridades ecuatorianas podrían enfocarse en fortalecer los mecanismos de gestión de riesgo de crédito en las COACs, en lugar de imponer requerimientos de liquidez más estrictos, que podrían no ser necesarios dado el contexto actual.

Finalmente, se resalta la importancia de analizar el desempeño financiero de las COACs del Ecuador en un contexto emergente, destacando que el riesgo de liquidez no es el principal desafío, sino que factores como la exposición crediticia, el riesgo de crédito, y las condiciones

macroeconómicas son más determinantes. Los hallazgos proporcionan una base sólida para la formulación de estrategias de gestión financiera y políticas regulatorias adaptadas al sector cooperativo ecuatoriano, al tiempo que abren nuevas vías para la investigación futura.

A pesar de los esfuerzos por garantizar la robustez del análisis, este estudio enfrentó varias limitaciones. Primero, la longitud temporal de los datos, restringida a 12 meses en 2024, subestima los efectos dinámicos del riesgo de liquidez. Esto podría limitar la capacidad del modelo para capturar tendencias a largo plazo, como los efectos acumulativos del riesgo de crédito o los ajustes a cambios macroeconómicos. Segundo, la frecuencia mensual de los datos introduce posible estacionalidad no modelada como picos de demanda de crédito en ciertos meses, que podría afectar los resultados, especialmente en variables como IF y Morosidad. Tercero, aunque los gráficos de dispersión proporcionan una visión útil, no se exploraron relaciones no lineales entre Liquidez y las variables dependientes, lo que podría subestimar efectos más complejos. Finalmente, el análisis no considera heterogeneidad adicional dentro de las COACs como, por ejemplo, diferencias en estrategias de gestión o exposición al riesgo, lo que podría ser relevante para interpretar los resultados.

5. Laboratorio: Enfoque Toma de Decisiones

5.1. Objetivos específicos

- Evaluar la influencia de los indicadores financieros en el riesgo de liquidez de las Cooperativas de Ahorro y Crédito del segmento 1 del Ecuador.
- Agrupar y clasificar las Cooperativas de Ahorro y Crédito de acuerdo con las variables que influyen en el riesgo de liquidez.
- Reportar adecuadamente los hallazgos mediante conclusiones claras y específicas.

5.2. Método

Secuencia Analítica

El diseño metodológico siguió una estructura jerárquica donde cada técnica se construye sobre los resultados de la anterior. Inicialmente, se aplicó un análisis de regresión para identificar las relaciones fundamentales entre indicadores financieros y variables macroeconómicas versus el indicador de liquidez de las COACs del segmento 1 del Ecuador. Posteriormente, se implementó el algoritmo DBSCAN para el agrupamiento no supervisado de las COACs, estableciendo clústers naturales basados en similitudes de comportamiento. Finalmente, se empleó el algoritmo K-NN para desarrollar un modelo que permita clasificar nuevas cooperativas en los grupos previamente identificados.

- **Regresión**

Datos y Variables

El estudio utiliza una base de datos de panel balanceado compuesta por 42 cooperativas de ahorro y crédito del segmento 1 del Ecuador, observadas mensualmente durante el año 2024, resultando en un total de 504 observaciones. Los datos fueron obtenidos de los reportes financieros que constan en la Super Intendencia de Economía Popular y Solidaria (SEPS).

La variable dependiente corresponde al índice de liquidez (Liquidez), mientras que las variables explicativas incluyen indicadores de rentabilidad (ROE, ROA), variables macroeconómicas (Inflación, Interés), indicadores de riesgo crediticio (Morosidad), gestión de reservas (Reservas), eficiencia financiera (IF) y tamaño institucional (log_Tamaño).

La transformación logarítmica de la variable tamaño se justifica principalmente porque ayuda a reducir la heterocedasticidad asociada con variables de gran magnitud y dispersión, mejorando la eficiencia de los estimadores.

Especificación del Modelo Econométrico

La especificación econométrica adopta la siguiente forma funcional:

$$LIQUIDEZ_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 ROA_{i,t} + \beta_2 ROE_{i,t} + \beta_3 MOROSIDAD_{i,t} + \beta_4 RESERVAS_{i,t} + \beta_5 LOG_TAMAÑO_{i,t} + \beta_6 INFLACION_{i,t} + \beta_7 INTERES_{i,t} + \beta_8 IF_{i,t} + \epsilon_{i,t}$$

donde:

i: representa las cooperativas ($i = 1, 2, \dots, 42$)

t: denota el tiempo ($t = 1, 2, \dots, 12$)

ϵ : representa el término de error

- **Agrupación**

Una vez identificadas las variables estadísticamente significativas mediante el análisis de regresión, se implementa un análisis de clustering para identificar perfiles diferenciados de cooperativas según su gestión del riesgo de liquidez. La estrategia metodológica incluye la exploración de múltiples algoritmos de agrupación, comenzando con k-means, método PAM y clustering jerárquico. Sin embargo, estos algoritmos produjeron coeficientes de silhouette insatisfactorios, lo cual motivó la implementación del algoritmo DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

- **Clasificación**

La implementación del algoritmo K-NN siguió un protocolo metodológico riguroso que incluye la división estratificada de los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba con una proporción 80/20, garantizando una evaluación robusta del modelo predictivo. El proceso de optimización de parámetros se ejecutó mediante validación cruzada para determinar el valor óptimo de k , evaluando sistemáticamente diferentes configuraciones del algoritmo para maximizar la precisión de clasificación.

5.3. Discusión y resultados

- **Análisis de Regresión**

Selección del Modelo

La prueba de Hausman proporciona evidencia estadística contundente para la selección del modelo de efectos fijos ($\chi^2 = 103.97$, $p < 0.001$), rechazando la hipótesis nula de consistencia del estimador de efectos aleatorios, justificando la especificación de efectos fijos.

Los tests diagnósticos revelaron violaciones importantes de los supuestos clásicos. La prueba de Breusch-Pagan detectó heteroscedasticidad significativa ($BP = 31.25$, $p < 0.001$), mientras que la prueba de Wooldridge identificó autocorrelación serial ($F = 149.21$, $p < 0.001$). Estas condiciones requieren la implementación de errores estándar robustos para garantizar inferencias válidas.

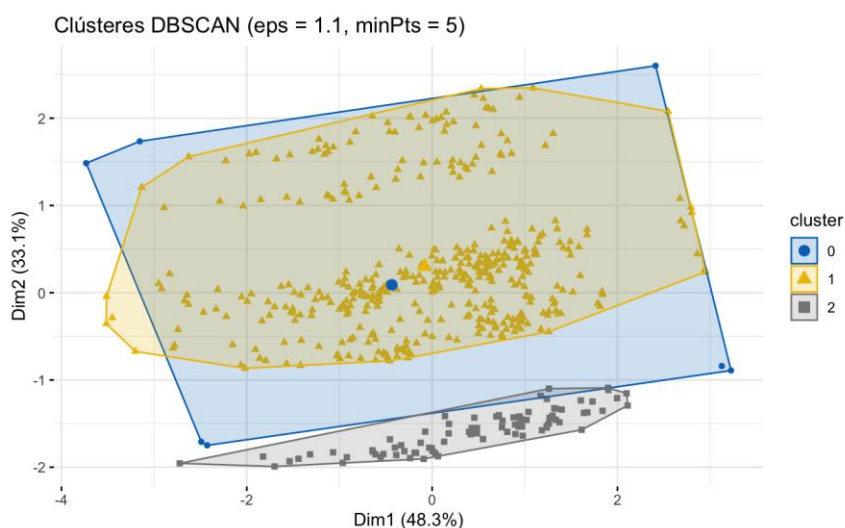
Modelo efectos fijos con errores estándar robustos

El modelo reveló que tres variables ejercen influencia estadísticamente significativa sobre la liquidez. La Inflación presenta un coeficiente negativo y significativo (-0.468 , $p = 0.006$), indicando que incrementos en la tasa de inflación se asocian con reducciones en el índice de liquidez de las cooperativas. La IF exhibe el efecto más pronunciado (-0.476 , $p < 0.001$), sugiriendo que mayores ratios de préstamos respecto a depósitos reducen significativamente la liquidez institucional. El Tamaño institucional, medido en términos logarítmicos, presenta un efecto positivo y significativo (0.458 , $p = 0.006$), indicando que cooperativas de mayor envergadura tienden a mantener índices de liquidez superiores.

- **Análisis de Agrupación**

Resultados del Clustering DBSCAN

El análisis DBSCAN con los parámetros optimizados identificó dos clústers principales clasificados como alto riesgo de liquidez y bajo riesgo de liquidez respectivamente, y además detectó siete observaciones clasificadas como ruido (clúster 0).

Figura 9 Clústers obtenidos mediante DBSCAN

La Figura 10 revela una separación espacial clara entre los clústers, donde la primera componente explica el 48.3% de la varianza y la segunda el 33.1%, acumulando conjuntamente el 81.4% de la variabilidad. El Cluster 1 ocupa predominantemente la región central y superior del espacio bidimensional; mientras que, el Cluster 2 se concentra en la región inferior, mostrando clara separación respecto al Cluster 1. Los puntos de ruido aparecen dispersos en regiones periféricas, confirmando su naturaleza atípica.

El análisis de las medias de las variables originales por cluster revela perfiles diferenciados de gestión del riesgo de liquidez. El Cluster 1, representando el comportamiento típico del sector, presenta una IF de 0.916, Tamaño institucional promedio de 19.631, Inflación ligeramente positiva (0.002), y un índice de Liquidez de 0.289. Este perfil refleja operaciones financieras equilibradas y gestión convencional del riesgo de liquidez.

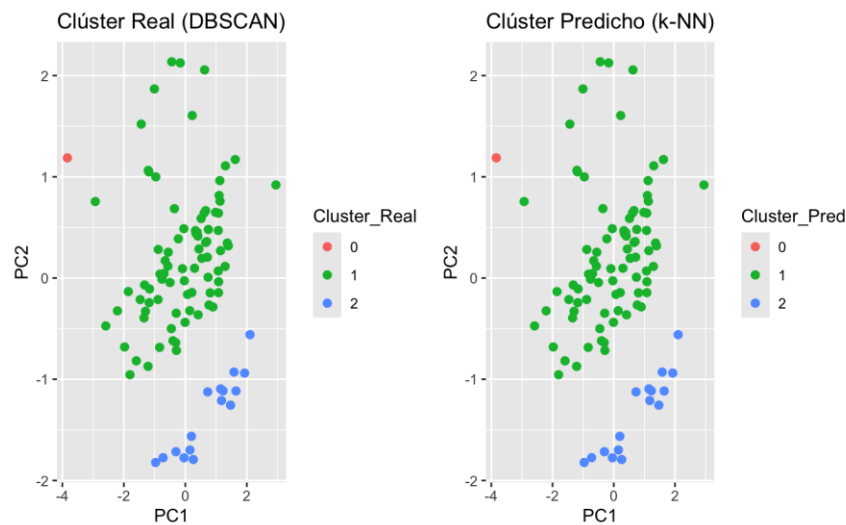
El Cluster 2 exhibe un enfoque más conservador con la IF más baja (0.919), Tamaño institucional similar (19.603), Inflación ligeramente negativa (-0.010), y el índice de Liquidez más alto (0.323). Esta configuración sugiere estrategias más prudentes en la colocación de recursos, priorizando el mantenimiento de mayores niveles de liquidez.

- **Análisis de Clasificación**

Resultados de K-NN

El modelo K-NN presenta resultados que, si bien aparentan ser excepcionales con una precisión perfecta ($\text{accuracy} = 1.0$), revelan en realidad un sobreajuste severo que compromete fundamentalmente la validez y utilidad práctica del modelo. Esta precisión artificial constituye una falla metodológica crítica directamente atribuible a la naturaleza de los datos de panel empleados en el estudio.

Figura 10 Comparación de clústeres reales (DBSCAN) y predichos (k-NN) mediante proyección PCA



En la Figura 11, mediante componentes principales, se observa la correspondencia exacta entre “clústeres reales” y “predicciones observadas”, lo cual confirma que el modelo ha aprendido a replicar perfectamente los datos de entrenamiento, pero carece de la capacidad de manejar variabilidad no observada. Este comportamiento es característico de modelos sobreajustados que fallarán sistemáticamente cuando se enfrenten a datos de casos genuinamente nuevos.

5.3.1. Discusión

Los hallazgos del presente estudio revelan la complejidad inherente de aplicar técnicas multivariadas tradicionales a datos de panel en el contexto del análisis organizacional cooperativo. La secuencia metodológica implementada, aunque teóricamente robusta, expone limitaciones frente a la naturaleza de los datos longitudinales y su compatibilidad con algoritmos diseñados para observaciones independientes.

El comportamiento del algoritmo DBSCAN en presencia de datos de panel revela uno de los aspectos problemáticos del estudio. La tendencia del algoritmo a formar clústeres basados en continuidad temporal más que en similitudes organizacionales genuinas cuestiona la validez interpretativa de los grupos identificados. Esta situación genera una distorsión donde la estructura temporal de los datos no permite evidenciar las verdaderas diferencias entre tipos de cooperativas, produciendo agrupamientos que pueden ser estadísticamente coherentes, pero organizacionalmente irrelevantes.

Por otro lado, la precisión perfecta alcanzada por el modelo K-NN plantea interrogantes significativas sobre la interpretación de los resultados en una investigación aplicada. Si bien la literatura tradicional considera la alta precisión como un indicador de éxito, los resultados

obtenidos demuestran que la precisión perfecta puede ser engañosa cuando se origina en una dependencia temporal artificial. En este contexto, no se ha encontrado literatura que convine las técnicas desarrolladas en este estudio (DBSCAN y K-NN) con una estructura de datos de panel.

5.4. Conclusión del laboratorio

Los resultados del análisis de regresión identifican tres factores principales que influyen significativamente en el riesgo de liquidez: la Inflación, la IF y el Tamaño institucional. La implementación de errores estándar robustos garantiza la validez de estas inferencias ante la presencia de heteroscedasticidad y autocorrelación en los datos.

El análisis de agrupación mediante DBSCAN, aplicado exclusivamente a las variables estadísticamente significativas, identifica dos perfiles institucionales distintivos. El perfil dominante, representando el 82.7% de las observaciones, refleja estrategias convencionales de gestión del riesgo de liquidez. El perfil minoritario, con el 15.9% de las observaciones, exhibe un enfoque más conservador caracterizado por mayores niveles de liquidez y estrategias de colocación más prudentes.

Desde una perspectiva de política pública, los hallazgos indican que las condiciones macroeconómicas constituyen elementos fundamentales para la estabilidad del sector cooperativo. Además, la identificación de perfiles institucionales diferenciados sugiere que los marcos regulatorios podrían beneficiarse de enfoques de regulación diferenciados que reconozcan la heterogeneidad existente dentro del segmento 1.

Las limitaciones del estudio incluyen la restricción temporal a un año de observaciones y la concentración en el segmento 1 de cooperativas. Investigaciones futuras podrían extender el análisis a períodos más prolongados y explorar la estabilidad temporal de los clústers identificados.

Por otro lado, específicamente para las técnicas utilizadas en este estudio, la utilización de datos de panel introduce limitaciones metodológicas fundamentales que afectan tanto la interpretación como la generalización de los resultados obtenidos, donde la estructura longitudinal de los datos genera dependencias temporales que violan sistemáticamente los supuestos de independencia requeridos por las técnicas estadísticas tradicionales empleadas en el estudio.

En el contexto específico del agrupamiento DBSCAN, estas dependencias temporales crean clústers artificialmente cohesivos donde las múltiples observaciones de cada cooperativa a lo largo del tiempo tienden a agruparse por continuidad temporal más que por similitudes genuinas en características organizacionales, resultando en una sobrestimación significativa

de la homogeneidad intragrupo y una subestimación correspondiente de la variabilidad real entre diferentes tipos de cooperativas.

Por su parte, el modelo K-NN presenta limitaciones particularmente severas derivadas del sobreajuste perfecto observado, donde la precisión del 100% indica claramente que el modelo ha memorizado los patrones específicos de los datos de entrenamiento en lugar de aprender relaciones generalizables, muy probablemente debido a que en datos de panel la correlación serial entre observaciones temporales de la misma cooperativa facilita predicciones perfectas que no se mantendrían con datos verdaderamente independientes.

6. Laboratorio: Enfoque Robustez y Validación

6.1. Objetivos específicos

- Evaluar la robustez de los modelos y técnicas utilizadas en el desarrollo de la investigación.
- Comprobar la idoneidad de la metodología utilizada para cumplir con los objetivos propuestos.

6.2. Método

En el desarrollo del trabajo se han aplicado 3 técnicas (regresión, DSCAN y K-NN) y 6 modelos estadísticos y econométricos que han permitido cumplir con los objetivos específicos de la investigación. Cada modelo posee características particulares por lo que no se especifica una metodología general para comprobar la robustez; en su lugar se utilizarán técnicas y se comprobarán supuestos específicos para cada modelo.

6.3. Discusión y resultados

Regresión Múltiple

En este modelo se comprobaron los supuestos de normalidad, homocedasticidad, linealidad y multicolinealidad.

Tabla 4 Supuestos, técnicas y resultados de la RM

Supuesto	Técnica	Resultado
Normalidad	Shapiro-Wilk	$p = 3.192e-13$
Homocedasticidad	Levene	$P = 0,6071$
Linealidad	Análisis gráfico de residuos vs valores ajustados	Línea sin pendiente y sin formas matemáticas. VIF log_Morosidad: 11,81 VIF ROE_trans: 85,98

Multicolinealidad	Factor de Inflación de la Varianza (VIF)	VIF log_Total_Activo: 60,91
-------------------	--	-----------------------------

De acuerdo con los resultados que constan en la Tabla 4, los residuos no siguen una distribución normal; no obstante, las varianzas de los residuos son estadísticamente similares y se cumple el supuesto de linealidad. Por otra parte, el VIF revela problemas de multicolinealidad severa entre todas las variables explicativas. Estos resultados indican que el modelo es poco confiable debido a fallas graves en el cumplimiento de los supuestos.

Regresión de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles para ROA

Para este modelo se comprobaron los supuestos de normalidad, homocedasticidad, autocorrelación y multicolinealidad. Adicionalmente se probó la especificación del modelo para seleccionar efectos fijos o aleatorios.

Tabla 5 *Supuestos, técnicas y resultados de la Regresión FGLS para ROA*

Supuesto / Prueba	Técnica	Resultado
Normalidad	Jarque Bera Test	$p = 2.2e-16$
Homocedasticidad	Levene	$p = 5.345e-09$
Autocorrelación	Breusch-Godfrey/Wooldridge test	$p = 2.967e-13$
Multicolinealidad	VIF	$VIF < 5$ para todas las variables
Especificación	Test de Hausman	$p = 0.02938$

La Tabla 5 muestra que los residuos no siguen una distribución normal, además de problemas de heterocedasticidad y autocorrelación significativa; sin embargo, se observa ausencia de multicolinealidad. La prueba de Hausman sugiere preferir efectos fijos sobre aleatorios. Se concluye que el modelo no es adecuado debido a violaciones en los supuestos básicos, disminuyendo su robustez.

Regresión de Mínimos Cuadrados Generalizados Factibles para ROE

Al igual que en el modelo anterior, se comprobaron los supuestos de normalidad, homocedasticidad, autocorrelación, multicolinealidad, y se probó la especificación del modelo.

Tabla 6 *Supuestos, técnicas y resultados de la Regresión FGLS para ROE*

Supuesto / Prueba	Técnica	Resultado
Normalidad	Jarque Bera Test	$p = 2.2e-16$
Homocedasticidad	Levene	$p = 3.484e-09$
Autocorrelación	Breusch-Godfrey/Wooldridge test	$p = 4.641e-16$
Multicolinealidad	VIF	VIF < 5 para todas las variables
Especificación	Test de Hausman	$p = 0.001074$

En la Tabla 6 se observa que los residuos no siguen una distribución normal, además de problemas de heterocedasticidad y autocorrelación significativa; sin embargo, se observa ausencia de multicolinealidad. La prueba de Hausman sugiere elegir efectos fijos sobre aleatorios. Se concluye que el modelo no es lo suficientemente robusto debido a violaciones en los supuestos básicos.

Regresión Múltiple Panel

Para este modelo se comprobaron los supuestos de normalidad, homocedasticidad, autocorrelación, y se probó la especificación del modelo.

En este caso no se puede calcular el VIF debido a que, al ajustar el modelo de efectos fijos, el intercepto se eliminó implícitamente.

Tabla 7 *Supuestos, técnicas y resultados de la RM panel*

Supuesto / Prueba	Técnica	Resultado
Normalidad	Jarque Bera Test	$p = 2.2e-16$
Homocedasticidad	Levene	$p = 3.454e-11$
Autocorrelación	Wooldridge's test	$p = 2.2e-16$
Especificación	Test de Hausman	$p = 2.2e-16$

La Tabla 7 muestra que los residuos no siguen una distribución normal, lo cual se suma a problemas de heterocedasticidad y autocorrelación significativa. La prueba de Hausman sugiere preferir efectos fijos sobre aleatorios. El modelo presenta violaciones importantes en los supuestos, comprometiendo su robustez.

Clustering DBSCAN

No existen supuestos para determinar la robustez de esta técnica; sin embargo, se puede establecer su idoneidad al evaluar su desempeño al capturar grupos dispersos con ruido aparente, destacando su capacidad para manejar formas arbitrarias y outliers. En este sentido, la robustez parece moderada, ya que identifica estructuras claras sin sensibilidad extrema a ruido, mostrando un mejor ajuste por encima de técnicas como K-means o el método PAM.

Algoritmo KNN

La robustez del algoritmo K-NN se evaluó mediante el uso de la matriz de confusión y su métrica asociada de precisión (accuracy). En el presente estudio, a pesar de la implementación de validación cruzada para optimizar la selección del hiperparámetro k , la precisión obtenida alcanzó un valor de 1, lo que indica un sobreajuste. Este resultado sugiere que el modelo no es robusto, considerándolo estadísticamente no confiable y poco adecuado para los objetivos analíticos propuestos.

6.4. Conclusiones del laboratorio

Los modelos implementados en el desarrollo de la investigación fueron seleccionados rigurosamente en función de la literatura y tras evaluar múltiples alternativas. Aunque el desempeño inicial en términos de robustez fue limitado, la incorporación de técnicas avanzadas, tales como estimadores con errores robustos, permitió mitigar estas deficiencias, fortaleciendo la fiabilidad de las inferencias y asegurando que las conclusiones obtenidas sean más resistentes a violaciones de supuestos clásicos. Este enfoque no solo valida la elección de los modelos óptimos, sino que también resalta la importancia de adaptar metodologías estadísticas para capturar dinámicas complejas en datos de panel, contribuyendo así a una comprensión más profunda de los fenómenos financieros analizados.

7. Conclusión General

La presente investigación ha proporcionado una evaluación exhaustiva y multidimensional del riesgo de liquidez en las cooperativas de ahorro y crédito del Ecuador, empleando un marco metodológico que integra técnicas estadísticas descriptivas, econometría de datos de panel, algoritmos de aprendizaje automático y procedimientos rigurosos de validación.

El análisis descriptivo e inferencial evidenció distribuciones asimétricas en las variables financieras, reflejando la heterogeneidad del sistema financiero. Sin embargo, la regresión múltiple logró capturar adecuadamente la relación lineal entre la liquidez y los demás indicadores financieros en conjunto; no obstante, solamente la variable ROA resultó significativa, indicando una relación inversa entre Liquidez y rentabilidad (ROA), donde una mayor rentabilidad sobre activos está asociada a una menor liquidez en las instituciones,

incrementando el riesgo de liquidez. Aunque el objetivo inicial de la investigación fue analizar el riesgo de liquidez en todas las instituciones del sistema financiero nacional, la dinámica compleja observada en el comportamiento de los indicadores entre tipos de instituciones limitó un análisis integral del sistema financiero, por lo cual, en el presente estudio se priorizó un análisis específico sobre las COACs, procurando garantizar resultados robustos y conclusiones válidas.

Los modelos econométricos de datos de panel, implementados con efectos fijos y errores estándar robustos, identificaron la Intermediación Financiera, las tasas de Interés y la Inflación como determinantes significativos, mientras que el ratio de Liquidez no demostró impacto estadísticamente significativo sobre el desempeño financiero medido por ROA y ROE.

Desde la perspectiva de gestión institucional, los resultados evidencian que las decisiones relativas a la política de colocación de créditos constituyen el factor más determinante del riesgo de liquidez, superando en importancia a variables tradicionalmente consideradas críticas como la Morosidad o los indicadores de rentabilidad. Esto sugiere que los directivos de las COACs deben implementar sistemas rigurosos de monitoreo del ratio de préstamos sobre depósitos, estableciendo límites que equilibren la rentabilidad con la estabilidad financiera.

Desde la perspectiva regulatoria, la significancia de una variable macroeconómica como la inflación ejerce una influencia significativa en la dinámica del riesgo de liquidez, con posibles afectaciones que podrían expandirse a través de un efecto sistémico en el sector financiero, exacerbando las debilidades institucionales durante periodos de alta volatilidad macroeconómica, como se ha evidenciado en crisis pasadas en economías dolarizadas como la ecuatoriana.

Finalmente, una mejora en el ratio de Intermediación Financiera, aunque favorece la rentabilidad a corto plazo, podría generar afectaciones negativas al reducir los activos líquidos disponibles, incrementando la vulnerabilidad de las instituciones ante retiros masivos de depósitos, lo que comprometería no solo la solvencia individual de las cooperativas sino también la confianza en el sistema financiero. Para mitigar estas implicaciones, se proponen estrategias de gestión como la implementación de sistemas de alerta temprana basados en modelos predictivos, incorporar mecanismos contracíclicos que ajusten los requerimientos de liquidez en función del entorno económico y la adopción de requerimientos de liquidez diferenciados por perfiles de riesgo, ya que regulaciones uniformes podrían resultar subóptimas frente a las características heterogéneas del sector.

8. Bibliografía

Altunbas, Y., Carbo, S., Gardener, E., y Molyneux, P. (2007). Examining the relationships between capital, risk and efficiency in European banking. *European Financial Management*, 13(1), 49–70. <https://doi.org/10.1111/j.1468-036X.2006.00285.x>

Berger, A., y Bouwman, C. (2008). Financial crises and bank liquidity creation. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1231562>

Bourke, P. (1989). Concentration and other determinants of bank profitability in Europe, North America and Australia. *Journal of Banking & Finance*, 13(1), 65–79. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(89\)90020-4](https://doi.org/10.1016/0378-4266(89)90020-4)

Cai, J., Eidam, F., Saunders, A., y Steffen, S. (2018). Syndication, interconnectedness, and systemic risk. *Journal of financial stability*, 34, 105–120. <https://doi.org/10.1016/j.jfs.2017.12.005>

Carrera-Silva, K., Rodríguez Ulcuango, O., Abdo-Peralta, P., Castelo Salazar, Á., Samaniego Erazo, C., y Haro Ávalos, D. (2024). Beyond the financial horizon: A critical review of social responsibility in Latin American credit unions. *Sustainability*, 16(18), 7908. <https://doi.org/10.3390/su16187908>

Eltweri, A., Sawan, N., Al-Hajaya, K., y Badri, Z. (2024). The influence of liquidity risk on financial performance: A study of the UK's largest commercial banks. *Journal of Risk and Financial Management*, 17(12), 580. <https://doi.org/10.3390/jrfm17120580>

Hair, J., Black, W., Babin, B., y Anderson, R. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning. <https://bit.ly/4ltfLwN>

Imbierowicz, B., y Rauch, C. (2014). The relationship between liquidity risk and credit risk in banks. *Journal of Banking & Finance*, 40, 242–256. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2013.11.030>

Superintendencia de Economía Popular y Solidaria. (2025). *Estadísticas SFPS – Portal Estadístico*. <https://estadisticas.seps.gob.ec/index.php/estadisticas-sfps/>

Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data* (2nd ed.). MIT Press. <https://bit.ly/3GMWvLO>