



**ANÁLISIS DE RELACIÓN ENTRE LA SITUACIÓN
MACROECONÓMICA Y LA CALIDAD DE LA CARTERA EN EL
SISTEMA DE ENTIDADES DE ECONOMÍA SOLIDARIA EN
COLOMBIA DURANTE EL PERIODO 2012 AL 2023**

NELSON GRANJA VALENCIA

Universidad del Valle
Facultad de Ingeniería
Escuela de Estadística
Santiago de Cali
2025

**ANÁLISIS DE RELACIÓN ENTRE LA SITUACIÓN
MACROECONÓMICA Y LA CALIDAD DE LA CARTERA EN
ENTIDADES DE ECONOMÍA SOLIDARIA EN COLOMBIA
DURANTE EL PERIODO 2012 AL 2023**

NELSON GRANJA VALENCIA

**Trabajo de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:
Estadístico**

Director: Ph. D. Jaime Mosquera Restrepo

Codirector: Ph. D. Ivan Mauricio Bermudez Vera

Universidad del Valle
Facultad de Ingeniería
Escuela de Estadística
Santiago de Cali
2025

Resumen

En el presente trabajo se estudia a profundidad la posible influencia de la situación macroeconómica del país sobre el comportamiento de la cartera crediticia que conforman el sistema entidades de economía solidaria en Colombia. Para ello, se recogen datos trimestrales del periodo comprendido entre el primer trimestre de 2012 y el primer trimestre de 2023, relacionados con variables macroeconómicas tales como el Producto Interno Bruto (PIB), la Tasa de Desempleo, El Índice de Precios al Consumidor (IPC), la Tasa Representativa del Mercado (TRM), la Tasa de Interés Real (TIR), el Interés Bancario Corriente (IBC) y el Indicador Bancario de Referencia (IBR), extraídos del Banco de la República y otras fuentes oficiales. De otro lado, se consolidan trimestralmente los indicadores que miden la calidad de la cartera para el sistema entidades de economía solidaria, a saber: el índice de cobertura de cartera vencida, la cartera vencida sobre cartera total, el índice de cartera en mora mayor a 30 días y los indicadores CAMEL Capital adecuado (C), Calidad del activo (A), Capacidad de la gerencia (M), Rentabilidad (E) y Liquidez (L), a partir del procesamiento de los datos suministrados por la Superintendencia de Economía Solidaria. Una vez conformada la base de datos con ambos conjuntos de variables, se estudia su relación mediante análisis exploratorio de datos y la implementación de un modelo PLS2 (Partial Least Squares), en el cual se consideran los indicadores de calidad de cartera como matriz respuesta (Y) y los indicadores macroeconómicos como matriz predictora (X). El modelo también contempla la posibilidad de efectos rezagados entre los indicadores macroeconómicos de un periodo y la calidad de cartera de periodos futuros, para lo cual se amplía la matriz de predictores incluyendo los indicadores macroeconómicos con uno y dos trimestres de rezago. Los resultados verifican que existe una relación entre las condiciones macroeconómicas y la calidad de la cartera, con especial impacto del desempleo, el IPC y el PIB sobre los niveles de mora y rentabilidad del sistema de entidades analizadas.

Palabras clave— Economía Solidaria, Indicadores de Calidad de Cartera, Indicadores Macroeconómicos, Mínimos Cuadrados Parciales, Regresión PLS

Abstract

This study explores in depth the potential influence of the country's macroeconomic situation on the behavior of the loan portfolio managed by the system of solidarity economy entities in Colombia. To this end, quarterly data is collected for the period between the first quarter of 2012 and the first quarter of 2023, related to macroeconomic variables such as Gross Domestic Product (GDP), Unemployment Rate, Consumer Price Index (CPI), Representative Market Rate (TRM), Real Interest Rate (RIR), Current Bank Interest Rate (IBC), and the Benchmark Bank Indicator (IBR), obtained from the Banco de la República and other official sources. At the same time, quarterly indicators measuring the quality of the loan portfolio for the solidarity economy system are consolidated, namely: the past-due loan coverage ratio, the ratio of past-due loans to total loans, the ratio of loans overdue by more than 30 days, and the CAMEL indicators Capital Adequacy (C), Asset Quality (A), Management Capacity (M), Earnings (E), and Liquidity (L) based on the processing of data provided by the Superintendence of Solidarity Economy. Once the database combining both sets of variables is constructed, their relationship is examined through exploratory data analysis and the implementation of a PLS2 (Partial Least Squares) model, in which the loan portfolio quality indicators serve as the response matrix (Y) and the macroeconomic indicators as the predictor matrix (X). The model also considers the possibility of lagged effects between the macroeconomic indicators of one period and the portfolio quality in future periods. To capture these effects, the predictor matrix is expanded to include macroeconomic indicators with one and two quarter lags. The results confirm the existence of a relationship between macroeconomic conditions and loan portfolio quality, with unemployment, CPI, and GDP showing a particularly significant impact on delinquency levels and the profitability of the analyzed entities.

Keywords— Solidarity Economy, Portfolio Quality Indicators, Macroeconomic Indicators, Partial Least Squares, PLS Regression.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mis padres, quienes han sido mi mayor apoyo a lo largo de este camino. A mi padre, por su infinito amor y constante aliento, por estar siempre a mi lado y brindarme su apoyo en cada momento de dificultad. A mi madre, por su inquebrantable presencia y por estar siempre dispuesta a ayudarme en todo lo que necesitaba. Su amor y dedicación han sido mi mayor inspiración y una fuente de fortaleza.

También quiero agradecer a mis queridos hermanos, quienes han creído en mí en todo momento y han sido una fuente fundamental en mi vida. Su confianza y apoyo me han impulsado a dar lo mejor de mí mismo y a seguir adelante en los momentos más desafiantes.

De igual manera, extendiendo mi profundo agradecimiento a mi director y codirector de tesis por su guía, esfuerzo y dedicación. Su acompañamiento fue clave en la realización de este trabajo. Fueron una fuente de aprendizaje y motivación. Agradezco profundamente el tiempo y el compromiso que invirtieron, así como su disposición para orientarme en cada paso de este proceso.

A todos ustedes, mi familia y mentores, les debo un agradecimiento inmenso por su amor, apoyo y confianza incondicional. Este logro no habría sido posible sin su presencia y ayuda constante en mi vida.

¡Gracias por todo!

Tabla de Contenido

	Pag.
Lista de Figuras	VI
Lista de Cuadros	VIII
1. Introducción.....	1
2. Formulación del Problema	3
2.1 Pregunta de Investigación	4
2.2 Objetivos	5
2.2.1 Obejetivo General	5
2.2.2 Objetivos Específicos	5
2.3 Justificación	5
3. Antecedentes	7
3.1 Análisis Bibliométrico	7
3.2 Revisión Bibliográfica	20
4. Marco Teórico	24
4.1 Marco Teórico Contextual.....	24
4.2 Marco Teórico Estadístico.....	30
4.2.1 Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)	30
4.2.2 Propiedades Observadas En PLS	33
4.2.3 Selección del Número de Componentes	34
4.2.4 Extensión a PLS2: Múltiples Respuestas	35
4.2.5 Comparación con el Análisis de Correlación Canónica (CCA) y justificación metodológica del uso de PLS2.....	35
4.3 Algoritmo Eigenvalue PLS2.....	36
4.4 Estadísticos y Representación Gráfica del Modelo PLS.....	37
4.4.1 Cálculo Estadístico Hotelling's T^2	37
4.4.2 Procedimiento para el Gráfico SPE	38
4.4.3 Procedimiento para Construir $(W * C)$	39
4.4.4 Cálculo de Coeficientes R^2 y Q^2	39
4.4.5 Obtención de los Coeficientes de Regresión B en PLS	40
4.4.6 Propiedades de PLS2.....	40

5. Metodología	42
5.1 Imputación de los Datos	44
5.2 Análisis Exploratorio de los Datos.....	45
5.3 Ajuste del Modelo	46
6. Resultados	48
6.1 Análisis Exploratorio de los Datos.....	48
6.1.1 Análisis para Indicadores de Calidad de Cartera y CAMEL	52
6.2 Análisis de Correlación para Indicadores de Calidad de Cartera y CAMEL	55
6.3 Comparación del Desempeño por las Métricas R^2 y Q^2 del Modelo PLS2 con uno y dos Rezagos Temporales en las Variables Macroeconómicas	61
6.3.1 Revisión del Modelo Mediante T^2 y SPE	62
6.3.2 Análisis de las Cargas del Modelo	65
6.3.3 Impacto y Relación entre el Entorno Macroeconómico con la Calidad de la Cartera	70
6.3.4 Interpretación de los Indicadores	72
6.3.5 Ajuste del Modelo PLS2	78
7. Conclusiones	82
Referencias	86
A. Apéndice 1: Indicadores de Calidad de Cartera	91
B. Apéndice 2: Indicadores CAMEL.....	92

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA	Pag.
3.1 Resumen Producción Científica General.....	9
3.2 Palabras con Mayor Frecuencia.	10
3.3 Producción Científica Anual.....	11
3.4 Producción Científica en el Mundo.	12
3.5 Tendencias y Producción por Autor.	13
3.6 Evolución de la Producción por Revista y Promedio de Citación Anual...	14
3.7 Resumen Producción Científica.	15
3.8 Palabras Frecuentes.	16
3.9 Producción Científica Global.	17
4.1 Representación Ecuación PLS.....	32
5.1 Diagrama de la Metodología.	42
5.2 Representación Datos sin Imputación.	44
5.3 Representación de Imputación de Datos.	45
6.1 Indicadores Macroeconómicos Trimestrales: PIB, IPC, IBR e IBC.....	48
6.2 Evolución Trimestral de Indicadores Económicos: Desempleo, TIR y TRM.	51
6.3 Tendencia Temporal de los Indicadores de Calidad de Cartera	52
6.4 Tendencia de los Indicadores CAMEL	53
6.5 Correlaciones Indicadores Macroeconómicos	55
6.6 Cosenos Cuadrados en Indicadores Macroeconómicos.....	56
6.7 Correlación Indicadores de Calidad de la Cartera y CAMEL	56

6.8	Cosenos Cuadrados Indicadores de Calidad de Cartera y Camel.....	57
6.9	Evolución De Calidad De Cartera	58
6.10	Dinámica de Capital Social y Activos Productivos.....	60
6.11	Tendencias de Colchones de Capital y Cobertura	60
6.12	Gráfico T^2 Hotelling's.....	63
6.13	Gráfico SPE: Error de Predicción Cuadrada.....	64
6.14	Cargas para el Modelo PLS2 con dos Rezagos Temporales.	66
6.15	Biplot Modelo PLS2 Componentes.	71

ÍNDICE DE CUADROS

CUADRO	Pag.
3.1 Versiones de las Ecuaciones de Búsqueda en Scopus	8
4.1 Algoritmo PLS (Versión NIPALS simplificada)	32
6.1 Valores de R^2 y Q^2 para Diferentes Estructura de Modelos y Número de Componentes	61
6.2 Coeficientes del Modelo PLS2 (1)	80
6.3 Coeficientes del Modelo PLS2 (2)	80
6.4 Coeficientes del Modelo PLS2 (3)	81
6.5 Coeficientes del Modelo PLS2 (4)	81
A.1 Indicadores de Riesgo	91
B.1 Indicadores CAMEL	92

1. Introducción

El sistema de economía solidaria es un modelo de organización socioeconómica fundamentado en principios como la equidad, la ayuda mutua, la cooperación, la autogestión y la participación democrática. Este modelo tiene como objetivo principal generar bienestar colectivo, priorizando el desarrollo humano sobre el lucro individual. En Colombia, el sistema de economía solidaria está conformada por organizaciones como cooperativas, fondos de empleados, asociaciones mutuales, precooperativas y otras entidades sin ánimo de lucro que prestan servicios financieros, productivos o sociales a sus miembros, quienes al mismo tiempo son sus propietarios y beneficiarios (Correa Álvarez, 2005; Supersolidaria, 2024).

Las entidades de economía solidaria en Colombia se ha consolidado como un pilar fundamental en el desarrollo socioeconómico del país (Superintendencia de Economía Solidaria, 2021). Este sector, caracterizado por su enfoque en la solidaridad y cooperación, no solo proporciona alternativas financieras a los sectores más desfavorecidos sino también a las micro, pequeñas y medianas empresas, impulsando así la equidad social y el desarrollo sostenible. Al operar en el margen de los servicios bancarios tradicionales, estas entidades ofrecen esperanza y oportunidades a aquellos que han sido excluidos del sistema financiero formal (Superintendencia Financiera de Colombia y Banca de las Oportunidades, 2022).

En las economías solidarias reposan principios fundamentales como la ayuda mutua, la autogestión, la democracia participativa y la equidad, principios que no solo fomentan la unión y el esfuerzo colectivo, sino que también promueven el progreso económico comunitario y nacional. Estos valores son puestos en práctica a través de una diversidad de organizaciones solidarias, incluyendo cooperativas, asociaciones mutuales y fondos de empleados, todas operando bajo un marco legal y supervisadas por entidades reguladoras como la Superintendencia de la Economía Solidaria.

Es importante mencionar que las actividades crediticias llevadas a cabo por este tipo de entidades se exponen inevitablemente al riesgo de crédito. Este tipo de riesgo hace referencia a la posibilidad de que un prestatario no cumpla con las obligaciones

pactadas, generando incumplimientos en los pagos. Se puede medir mediante indicadores como el índice de cartera vencida, la cobertura de provisiones sobre cartera en mora o la proporción de cartera con mora mayor a 30 días (Párraga Franco et al., 2021). Por esta razón, resulta necesario que se disponga de herramientas para gestionar eficientemente este riesgo. La gestión del riesgo de crédito no solo protege a la entidad de posibles incumplimientos, sino que también asegura la estabilidad financiera y la confianza de los asociados.

De esta forma, es fundamental investigar si existe una relación entre el entorno económico del país y el riesgo de cartera de las entidades de economía solidaria. Esta inquietud surge porque en la literatura económica y financiera ya se ha documentado cómo los ciclos macroeconómicos, es decir: las fluctuaciones del crecimiento económico, inflación, desempleo o tasas de interés influyen directamente en el riesgo de crédito y la calidad de la cartera en el sistema financiero tradicional. Por ejemplo, Romero (2015), en el Observatorio Económico de Colombia del BBVA Research, identificó un impacto rezagado del crecimiento del PIB sobre la calidad de la cartera bancaria. Asimismo, Helbling et al. (2021) destacan cómo los ciclos crediticios y económicos suelen ir de la mano, aunque con diferencias en la intensidad y el momento de su impacto. Muñoz (2019) también aporta evidencia empírica sobre cómo el ciclo económico afecta la solvencia del sistema bancario y su exposición a riesgos durante fases de expansión crediticia. Sin embargo, hasta ahora no se han encontrado estudios sistemáticos que confirmen si esta relación también se manifiesta en el sistema de economía solidaria, lo cual representa un vacío importante en la literatura especializada.

La comprensión de esta relación ayuda a optimizar herramientas como los modelos de evaluación del riesgo crediticio. Un análisis del contexto económico puede ofrecer información valiosa que permita ajustar las estrategias de gestión del riesgo, anticipar posibles fluctuaciones en el mercado y mejorar la capacidad de respuesta ante situaciones adversas.

2. Formulación del Problema

La economía colombiana es afectada por ciclos macroeconómicos; estos ciclos tienen periodos de expansión y recesión, los cuales afectan directamente a variables de crecimiento como el Producto Interno Bruto (PIB) o disminución como el desempleo, entre otras variables como la inflación y las tasas de interés. Estas variables se miden y publican de manera regular, generalmente cada mes o cada tres meses, por entidades como el Banco de la República y el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE). Estos informes permiten comprender la situación económica de Colombia en un momento específico. Así mismo, las entidades de economía solidaria como cooperativas, fondos para trabajadores y asociaciones mutuales tienen un rol en la suma de personas al dar apoyo a grupos que no pueden acceder al sistema bancario tradicional.

Estas entidades solidarias son supervisadas por la Superintendencia de la Economía Solidaria (Supersolidaria), la cual exige el reporte trimestral de los estados financieros. Con los reportes se pueden calcular distintos indicadores de calidad de cartera, tales como:

- Indicadores de morosidad.
- Índices de cobertura de cartera vencida.
- Indicadores CAMEL: Capital adecuado (C), Calidad del activo (A), Capacidad de la gerencia (M), Rentabilidad (E) y Liquidez (L)

Estas variables permiten caracterizar el estado del riesgo crediticio en el sector solidario. A la vez que se recopila otra matriz de datos macroeconómicos que incluye variables como el Producto Interno Bruto (PIB), la Tasa de Desempleo, la Inflación (IPC), la Tasa Representativa del Mercado (TRM), la Tasa de Interés Real (TIR), el Interés Bancario Corriente (IBC) y el Indicador Bancario de Referencia (IBR), disponibles a través del portal del Banco de la República de Colombia.

Ambas matrices de datos fueron consolidadas de forma trimestral para el periodo

comprendido entre el primer trimestre de 2012 y el primer trimestre de 2023. La disponibilidad de estos dos conjuntos de variables plantea una pregunta central de investigación:

- ¿Existe una relación estadística entre la situación macroeconómica del país y la calidad de la cartera de crédito de las entidades de economía solidaria en Colombia?

Establecer esta relación es fundamental, ya que estudios previos en el sistema bancario tradicional han demostrado que los ciclos macroeconómicos afectan la calidad de la cartera crediticia. Por ejemplo, Muñoz (2019) identificó un efecto directo del ciclo económico sobre los niveles de solvencia y vulnerabilidad bancaria. Asimismo, Romero (2015), en un informe del BBVA Research, encontró impactos rezagados del PIB sobre indicadores de cartera vencida. Sin embargo, dichos estudios han estado enfocados en la banca tradicional, y existe un vacío de evidencia empírica en el sector solidario.

En este contexto, este trabajo propone utilizar métodos estadísticos multivariantes, como los mínimos cuadrados parciales (PLS2), que permiten modelar simultáneamente la relación entre varios indicadores de calidad de cartera y múltiples variables macroeconómicas (Haenlein Kaplan, 2004). Demostrar la existencia de estas relaciones permitiría ajustar los modelos de riesgo crediticio del sector solidario, incluyendo variables del entorno macroeconómico, aspecto actualmente ausente en los lineamientos técnicos de Supersolidaria (Supersolidaria, 2024).

2.1 Pregunta de Investigación

- ¿Los indicadores de calidad de cartera en entidades de economía solidaria están influenciados por los ciclos macroeconomicos?

2.2 Objetivos

2.2.1 Obejetivo General

Analizar la posible relación entre los ciclos macroeconómicos y los índices de calidad de cartera para el sistema de economía solidaria en Colombia, con el fin de comprender cómo las fluctuaciones económicas impactan la gestión de los créditos y la estabilidad financiera en este sector.

2.2.2 Objetivos Específicos

Con el fin de dar respuesta al objetivo general propuesto anteriormente, se establecen los siguientes objetivos específicos:

- Describir el comportamiento de los indicadores de calidad de cartera para las instituciones financieras solidarias y los ciclos macroeconómicos en Colombia mediante el uso y análisis de gráficos temporales.
- Medir el grado de relación entre los indicadores de calidad de cartera con los indicadores macroeconómicos en Colombia, como el Producto Interno Bruto, la tasa de desempleo, el Índice de Precios al Consumidor, entre otros indicadores.
- Ajustar un modelo estadístico vía PLS2 para representar el comportamiento de los indicadores de calida de cartera durante los ciclos macroeconómicos.

2.3 Justificación

Las entidades de economía solidaria en Colombia cumplen un papel importante en la inclusión financiera del país. Estas entidades ofrecen servicios financieros a sectores de la población que no tienen acceso a los servicios bancarios tradicionales y a las pequeñas empresas que no cumplen con los requisitos para acceder a créditos bancarios.

En este sentido, es esencial comprender cómo el entorno macroeconómico puede afectar el desempeño de estas entidades, ya que la economía colombiana ha

experimentado ciclos de auge y recesión en los últimos años. Si el entorno macroeconómico influyen en la calidad de crédito y cartera vencida de las entidades de economía solidaria, es importante identificar y entender estos patrones para mitigar el riesgo financiero que pueda surgir durante periodos de recesión económica. De esta forma, se puede contribuir a la estabilidad financiera de las entidades y a su capacidad para seguir prestando servicios a sus clientes. Durante periodos de recesión económica, es probable que se incremente el riesgo de incumplimiento de pagos y la morosidad en la cartera de créditos, lo que puede poner en riesgo la sostenibilidad de estas instituciones. Comprender cómo los ciclos económicos afectan estos indicadores ayuda a implementar medidas preventivas y estrategias de gestión de riesgos.

El análisis de la cartera vencida en relación con el entorno macroeconómico brinda información valiosa para la toma de decisiones en las entidades de economía solidaria. Conocer cómo se comportan estos indicadores en diferentes fases de los ciclos macroeconómicos permitirá implementar medidas proactivas, ajustar políticas financieras y establecer mecanismos de regulación adecuados para mantener la estabilidad y la eficiencia del sector de economía solidaria.

Es importante detallar que este tema ha sido abordado por diferentes autores como Muñoz (1999), Moreta Martínez y Caisa (2014), Romero (2015), NG Palacio y Velásquez Olarte (2016), Párraga Franco et al. (2021) y Pérez J.C.L. (2023), los cuales provienen de diferentes países de América Latina. En la mayoría de los casos, estos investigadores han centrado sus investigaciones en ajustar modelos econométricos que consideran uno o varios indicadores de calidad de cartera de manera aislada al resto de indicadores pero en conjunto con algunos indicadores macroeconómicos. El enfoque de este documento es más completo y estadístico, ya que se busca modelar simultáneamente los diferentes indicadores de calidad de cartera para la economía solidaria, uniendolos con los indicadores macroeconómicos más representativos del país. Esta forma permite una comprensión más completa de la relación entre la calidad de la cartera y las variables macroeconómicas, proporcionando herramientas más robustas para el análisis, interpretación de las relaciones y predicciones.

3. Antecedentes

El análisis de antecedentes es una etapa importante en la investigación, ya que permite contextualizar el problema de estudio dentro del conocimiento científico existente. En este caso, se realiza una revisión sistemática y bibliométrica con el fin de identificar cómo ha sido abordada la relación entre los ciclos macroeconómicos y la calidad de la cartera, tanto en el sistema financiero tradicional como en menor medida en el sector de economía solidaria. Además, esta revisión permite identificar vacíos de investigaciones y justificar la relevancia del presente estudio.

La metodología empleada se divide en dos fases: primero, un análisis bibliométrico basado en ecuaciones de búsqueda construidas en Scopus, y segundo, una revisión de estudios previos seleccionados. El análisis bibliométrico sirve como punto de partida para rastrear las principales líneas de investigación, palabras clave y tendencias temáticas. Luego, los estudios encontrados son descritos y analizados de forma individual, profundizando en aspectos como el país, el periodo, la metodología, las variables y los hallazgos principales. La conexión entre ambas fases permite no solo cuantificar la producción académica, sino también cualificar los aportes relevantes.

3.1 Análisis Bibliométrico

Las ecuaciones de búsqueda presentadas a continuación se desarrollaron de manera secuencial. A medida que se avanzaba en la búsqueda de información relevante, cada iteración de la ecuación se ajustaba y refinaba, lo que resultó en una mejora progresiva en la calidad y precisión de los resultados obtenidos. Este enfoque iterativo permitió ajustar las ecuaciones de búsqueda. De este proceso secuencial de refinamiento no solo mejoró la relevancia de los resultados, sino que también permitió la identificación de palabras claves y tendencias en la literatura. A continuación, se detallan las etapas del proceso.

Se inicia con palabras claves y filtros con respecto al área como se detalla en las ecuaciones de búsquedas:

Cuadro 3.1: Versiones de las Ecuaciones de Búsqueda en Scopus

Versión	Ecuación de búsqueda
1	TITLE-ABS-KEY (credit risk AND macroeconomic variables)
2	TITLE-ABS-KEY (portfolio quality AND macroeconomic indicators)
3	TITLE-ABS-KEY (credit portfolio AND (GDP OR inflation OR unemployment))
4	TITLE-ABS-KEY (economic cycle AND credit risk) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, English))
5	TITLE-ABS-KEY (macroeconomic indicators AND portfolio quality) AND TITLE-ABS-KEY (cooperatives OR solidarity economy)
6	(economic cycle OR macroeconomic indicator OR macroeconomics OR GDP OR inflation OR unemployment) AND (credit risk OR non-performing loans OR portfolio quality OR loan performance)
7	TITLE-ABS-KEY (macroeconomic indicators OR business cycle) AND TITLE-ABS-KEY (non-performing loans OR credit portfolio) AND TITLE-ABS-KEY (credit unions OR microfinance)
Final	TITLE-ABS-KEY (economic cycle OR macroeconomic indicator OR business cycle OR macroeconomics) AND TITLE-ABS-KEY (credit portfolio OR portfolio quality OR credit risk OR non-performing loan OR loan quality) AND TITLE-ABS-KEY (solidarity economy OR cooperative sector OR microfinance OR credit unions) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, ar) OR LIMIT-TO (DOCTYPE, re)) AND LIMIT-TO (SRCTYPE, j) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, English) OR LIMIT-TO (LANGUAGE, Spanish))

Luego de establecer las ecuaciones de búsqueda, se analizó el comportamiento tanto

de la versión 7 como de la versión final con el fin de evaluar la producción científica en términos de países, publicaciones, citas y otras métricas relevantes. Para la ecuación 7, se obtuvo la siguiente información bibliométrica:

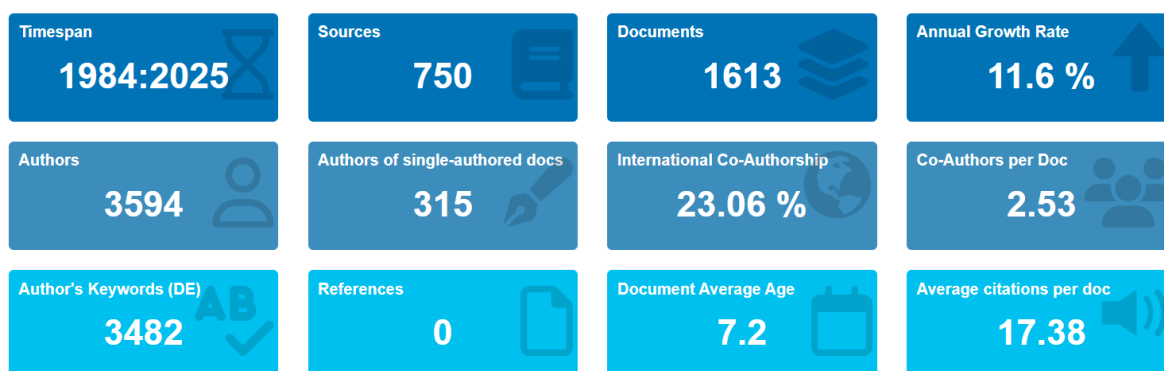


Figura 3.1: Resumen Producción Científica General.

En la Figura 3.1, los temas relacionados con entornos macroeconómicos y riesgo crediticio en entidades financieras han sido abordados en la literatura desde 1984 hasta el 2025. Durante este periodo se identificaron 1613 documentos vinculados a dichas temáticas. La producción científica muestra una tasa de crecimiento anual del 11.6%, lo que refleja un creciente interés académico en este campo.

En total, 3594 autores han contribuido a las investigaciones, con un promedio de 2.53 coautores por documento, lo que sugiere una tendencia moderada hacia el trabajo colaborativo. De estos autores, 315 escribieron artículos en solitario, mientras que el 23.06 % de las publicaciones resultaron de colaboraciones internacionales, evidenciando una participación significativa de redes globales.

La edad promedio de los documentos es de 7.2 años, y el número medio de citas por artículo es de 17.38, lo que indica un impacto considerable en la comunidad científica. Además, se identificaron 3482 palabras clave asociadas a los artículos, lo que proporciona una base sólida para el análisis temático y de tendencias en el área.

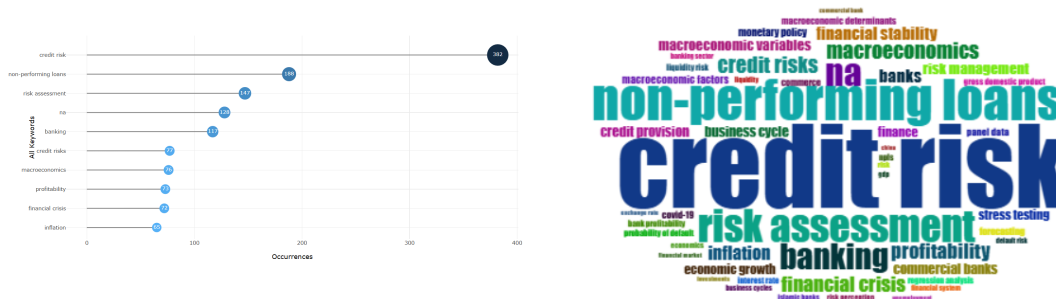


Figura 3.2: Palabras con Mayor Frecuencia.

La Figura 3.2 muestra las palabras clave más frecuentes empleadas en los documentos relacionados con entornos macroeconómicos y riesgo crediticio en entidades financieras. La palabra clave más utilizada es “credit risk” con 382 apariciones, lo que confirma que el eje central de la investigación está orientado al análisis del riesgo crediticio.

En segundo lugar, se encuentra “non-performing loans” (préstamos en mora), con 188 ocurrencias, lo que sugiere una atención significativa hacia el deterioro de cartera y su impacto en la estabilidad financiera. Le siguen términos como “risk assessment” (147 menciones) y “banking” (117), que destacan el enfoque en la evaluación del riesgo y el papel de las instituciones financieras.

Otros conceptos recurrentes son “macroeconomics” (76), “profitability” (73), y “financial crisis” (72), los cuales evidencian el interés por vincular el riesgo crediticio con variables macroeconómicas y contextos de crisis. También se observa una presencia notable del término “inflation” (65), lo que indica su relevancia como factor económico asociado a la gestión del riesgo financiero.

La categoría “na”, con 128 apariciones, posiblemente corresponde a palabras clave no disponibles o mal registradas en algunas bases de datos.

Estos resultados permiten identificar las principales líneas temáticas del campo y evidencian que los estudios combinan elementos del sistema financiero, indicadores económicos y enfoques de riesgo, en un marco amplio y multidisciplinario.

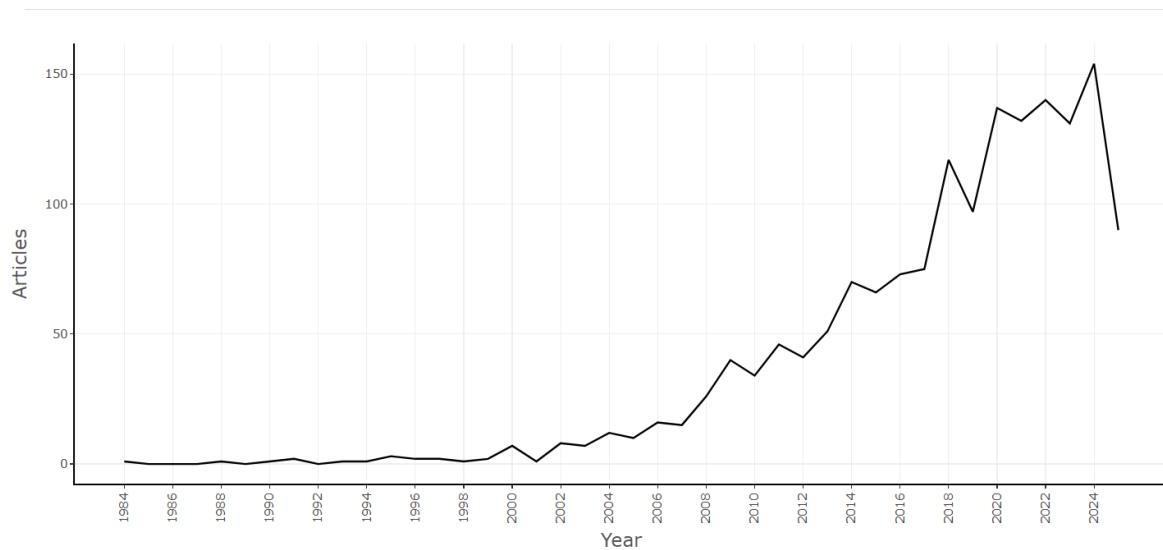


Figura 3.3: Producción Científica Anual.

Otro aspecto importante que se observa en la Figura 3.3 es que durante las primeras dos décadas, entre 1984 y aproximadamente 2004, la producción científica fue escasa y se mantuvo en niveles bajos, con solo algunos artículos publicados por año. A partir del año 2005, se observa un crecimiento gradual en la cantidad de publicaciones, lo que sugiere un aumento progresivo en el interés académico por esta área de estudio.

Este crecimiento se vuelve más marcado a partir de 2010, y especialmente a partir de 2016, donde el número de investigaciones experimenta un ascenso significativo. Desde ese punto, la producción anual supera consistentemente las 100 publicaciones, lo que evidencia una consolidación del tema dentro de la literatura científica y una ampliación de las contribuciones tanto teóricas como empíricas.

El aumento sostenido en la cantidad de artículos refleja la posible relevancia creciente del análisis del riesgo crediticio y las variables macroeconómicas, en contextos de incertidumbre financiera y transformaciones estructurales en los mercados. También puede estar vinculado al desarrollo de nuevas metodologías cuantitativas, disponibilidad de datos y el fortalecimiento de redes internacionales de investigación.

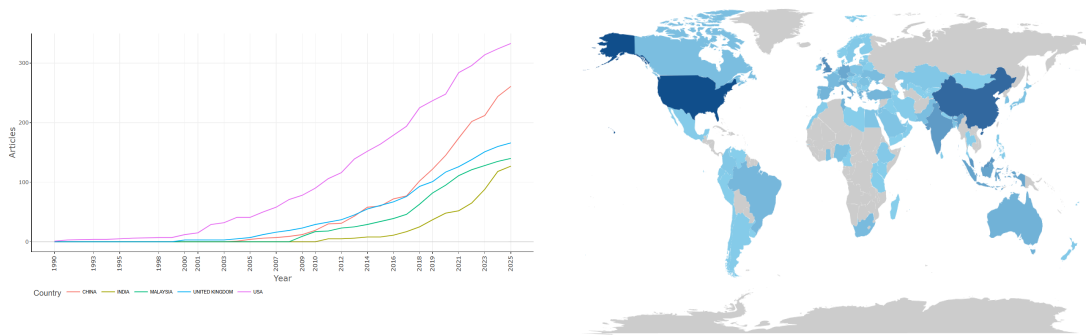


Figura 3.4: Producción Científica en el Mundo.

La Figura 6.4 muestra una visión integral de la evolución temporal y distribución geográfica de las publicaciones científicas relacionadas con entornos macroeconómicos y riesgo crediticio en entidades financieras. A la izquierda, se observa el crecimiento acumulado de artículos publicados entre 1990 y 2025 en cinco países: Estados Unidos, China, Reino Unido, Malasia e India. La curva correspondiente a Estados Unidos es la más pronunciada, lo que sugiere que ha liderado históricamente la producción académica en esta temática. Su crecimiento se intensifica especialmente después del año 2010, posiblemente debido al fortalecimiento institucional de la investigación financiera y al interés en el análisis del riesgo dentro de su sistema económico.

China presenta un crecimiento notable a partir de 2015, alcanzando rápidamente una posición destacada. Este aumento podría estar vinculado con el desarrollo de su capacidad investigativa y el papel cada vez más relevante de su economía en el contexto global. Reino Unido, Malasia e India también muestran trayectorias ascendentes, aunque con menor intensidad. En particular, el caso de Malasia destaca por su aceleración reciente, lo que puede reflejar una estrategia de fortalecimiento de la investigación científica en temas financieros.

A la derecha, el mapa mundial utiliza una escala de color para representar el volumen de publicaciones por país. Las tonalidades más oscuras indican una mayor concentración de producción científica. Se destaca la actividad intensa en regiones como América del Norte, Europa Occidental, China e India, mientras que otras zonas como América Latina, África y partes del sudeste asiático tienen una representación menor.

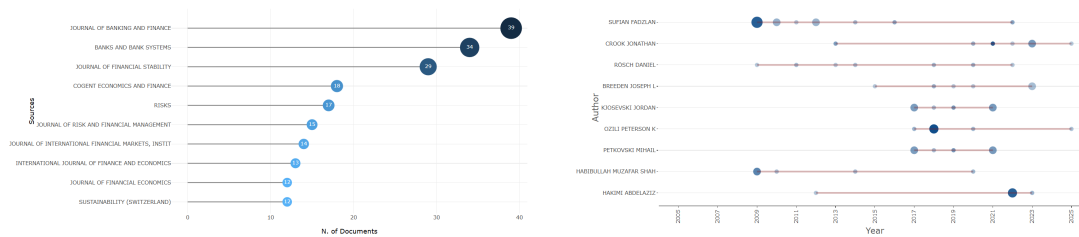


Figura 3.5: Tendencias y Producción por Autor.

Para la Figura 6.5 se proporciona una visión sobre dos aspectos clave de la producción científica en torno a los entornos macroeconómicos y el riesgo crediticio: los autores más productivos y las revistas académicas que han concentrado mayor número de publicaciones.

En la parte izquierda se visualiza un gráfico de líneas con puntos que muestra la actividad investigativa de los autores más destacados en esta temática, desde el año 2005 hasta 2025. Cada línea representa el periodo de publicación de un autor, mientras que los puntos indican años específicos en los que publicó uno o más documentos. El tamaño del punto representa la cantidad de publicaciones en un mismo año.

Autores como Sufian Fadzlan y Crook Jonathan tienen trayectorias constantes y prolongadas, lo que sugiere una participación sostenida en el campo. Esta continuidad puede estar vinculada a una línea de investigación bien definida o al desarrollo de colaboraciones académicas estables a lo largo del tiempo. Otros autores, como Ozil Peterson K. o Habibullah Muzafar Shah, muestran picos de actividad más concentrados en ciertos años, lo que podría indicar una participación más puntual o vinculada a proyectos específicos.

En la parte derecha de la imagen se presenta un gráfico que muestra las revistas científicas con mayor número de publicaciones relacionadas con el tema. Se destacan especialmente tres revistas: *Journal of Banking and Finance* (39 documentos), *Banks and Bank Systems* (34 documentos) y *Journal of Financial Stability* (29 documentos). La concentración de artículos en estas revistas sugiere que han sido plataformas clave para la difusión de investigaciones en esta área, probablemente debido a su enfoque específico en finanzas, estabilidad bancaria y riesgos financieros.

Otras revistas, como *Cogent Economics and Finance*, *Risks* y *Journal of Risk and Financial Management*, también muestran un número considerable de publicaciones, lo que indica una diversificación en las fuentes utilizadas por los investigadores. Esta dispersión puede reflejar la multidisciplinariedad del tema, ya que el análisis del riesgo crediticio y su vínculo con factores macroeconómicos puede abordarse desde perspectivas económicas, financieras, regulatorias e incluso sociales.

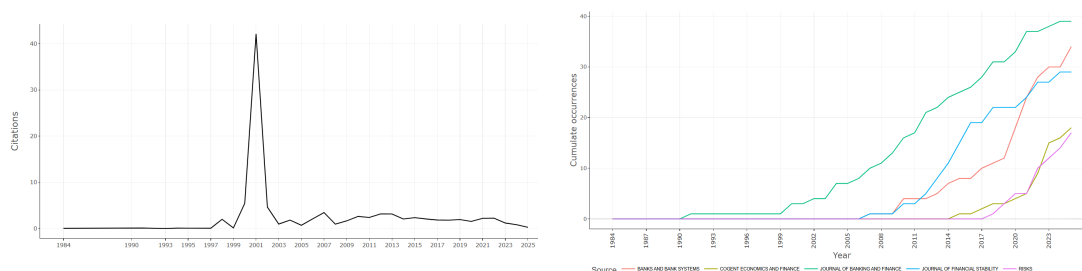


Figura 3.6: Evolución de la Producción por Revista y Promedio de Citación Anual.

En la Figura 3.6 combina dos visualizaciones que permiten analizar tanto la evolución de las publicaciones científicas en revistas especializadas como el comportamiento de las citas a lo largo del tiempo, en el contexto de estudios sobre riesgo crediticio y entornos macroeconómicos.

A la izquierda, se presenta el crecimiento acumulado de artículos en cinco revistas académicas clave: *Journal of Banking and Finance*, *Journal of Financial Stability*, *Banks and Bank Systems*, *Risks* y *Cogent Economics and Finance*. Se observa que *Journal of Banking and Finance* concentra el mayor número de publicaciones acumuladas desde finales de los años noventa, esto puede deberse a su posición como referente en el área de las finanzas bancarias y el análisis del riesgo financiero. Este crecimiento constante también puede estar relacionado con su alcance internacional y su rol en la difusión de investigaciones empíricas y teóricas de alto nivel.

Revistas como *Journal of Financial Stability* y *Banks and Bank Systems* muestran una aceleración en su número de publicaciones especialmente a partir de 2010, lo que puede estar relacionado con un posible aumento del interés en temas de estabilidad financiera tras eventos económicos globales. *Risks* y *Cogent Economics and Finance*, por su parte, comienzan a destacar más recientemente, posiblemente debido a su perfil de acceso abierto o a su enfoque en perspectivas contemporáneas del riesgo.

En la parte derecha del gráfico de líneas muestra la evolución anual de las citas recibidas por los documentos del análisis. Se identifica un pico muy pronunciado alrededor del año 2001, lo que podría deberse a la publicación de investigaciones influyentes o a eventos económicos relevantes que aumentaron la demanda por literatura académica sobre el tema. Posteriormente, las citas se estabilizan, manteniendo un nivel moderado con ligeras variaciones anuales. Esta tendencia puede interpretarse como un comportamiento típico en bibliometría, donde los artículos requieren tiempo para ser citados ampliamente, y las citas están sujetas a eventos externos que pueden renovar el interés por ciertos trabajos.

Al aplicar la ecuación final de búsqueda, se realiza un filtrado más preciso de la información disponible, ajustándose de forma más rigurosa a los parámetros temáticos y metodológicos previamente definidos. Esta ecuación actúa como un mecanismo depurador que, a diferencia de versiones preliminares o más amplias, permite concentrarse con mayor exactitud en los estudios realmente pertinentes para el objeto de análisis. Como resultado, se obtiene un conjunto de documentos muy reducido, pero más representativo del enfoque deseado, lo que mejora la calidad y relevancia del análisis bibliométrico posterior.

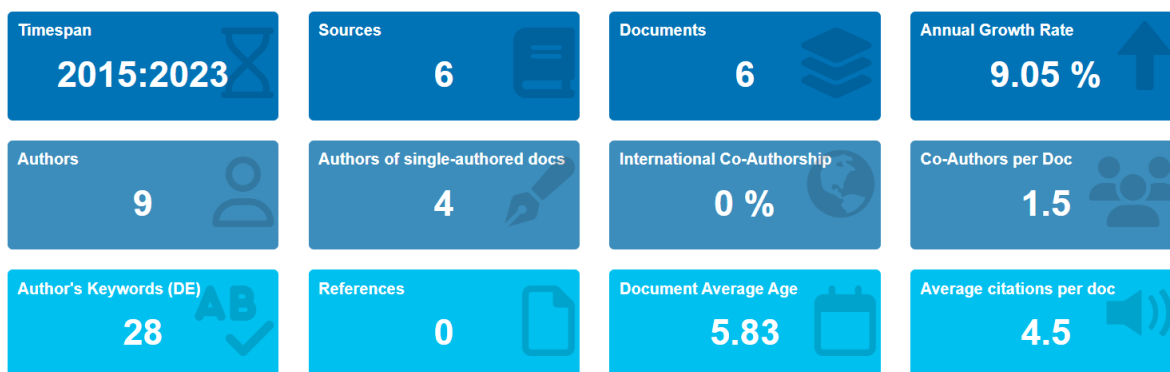


Figura 3.7: Resumen Producción Científica.

Al igual que en la ecuación de búsqueda 7, la Figura 6.7 presenta un resumen bibliométrico que caracteriza la producción científica sobre riesgo crediticio y entornos macroeconómicos entre los años 2015 y 2023. Durante este período se identificaron 6 documentos, publicados por 9 autores en 6 fuentes académicas distintas. Aunque el volumen de publicaciones es limitado, se observa una tasa de crecimiento anual promedio del 9.05 %, lo cual sugiere un interés creciente en la temática.

La colaboración entre autores fue moderada, con un promedio de 1.5 coautores por documento, lo que indica que la mayoría de los trabajos fueron desarrollados dentro de un mismo país o por autores individuales (de hecho, 4 documentos fueron de autoría única). La edad promedio de los documentos es de 5.83 años y cada uno ha recibido en promedio 4.5 citas, lo que sugiere una visibilidad científica razonable pese al tamaño limitado de la muestra.



Figura 3.8: Palabras Frecuentes.

La nube de palabras clave en la Figura 3.8 resume los principales enfoques temáticos abordados en estos estudios. Términos como “microfinance”, “portfolio at risk”, “credit risk”, “macroeconomics” y “panel data” aparecen con mayor frecuencia, lo que indica una orientación investigativa centrada en el análisis del riesgo financiero en contextos de crédito alternativo, particularmente el microcrédito. También se destacan conceptos asociados a la estructura institucional, indicadores de desarrollo, evaluación del riesgo, comportamiento de préstamo y variables como género, inflación y liquidez, lo cual sugiere que los trabajos abordan esta problemática desde una perspectiva multidimensional.

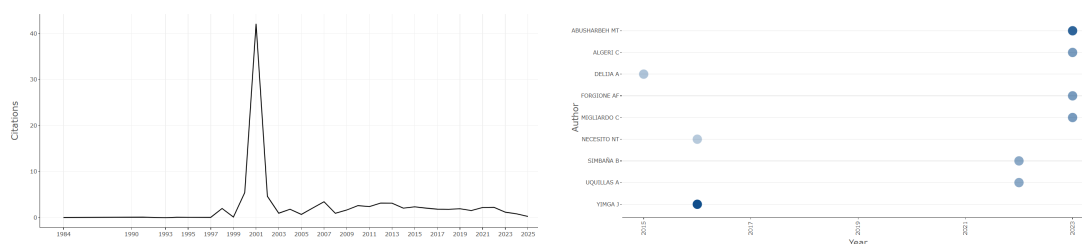


Figura 3.9: Producción Científica Global.

La Figura 3.9 muestra una visualización de la distribución geográfica y la actividad temporal de los autores que han publicado estudios sobre riesgo crediticio y macroeconomía en el periodo 2015–2023. En el mapa mundial se identifican contribuciones procedentes de países como Estados Unidos, Italia, Filipinas, Ecuador y Camerún, reflejando una diversidad geográfica, aunque con un número reducido de documentos y sin colaboración internacional directa.

En la parte derecha del gráfico se presenta una gráfica que asocia a cada autor con el año de su(s) publicación(es). Se observa que la mayoría de los autores han contribuido en un único año, lo que podría indicar participaciones puntuales, sin embargo, algunos autores, como Yimga J., muestran una mayor intensidad en su participación, con un mayor tamaño de punto en el gráfico, lo cual puede interpretarse como una mayor productividad en ese año.

Aunque el número total de publicaciones no es elevado, esta distribución evidencia que el interés por la temática se ha extendido a distintos contextos geográficos, incluyendo países en desarrollo. Esto podría estar relacionado con el papel importante que juega el riesgo crediticio en entidades con sectores financieros menos consolidados, donde el estudio del microcrédito, economía solidaria, la estabilidad bancaria y la gestión del riesgo es particularmente relevante para la formulación de políticas y la inclusión financiera.

De los documentos consultados durante el análisis bibliométrico, se encontraron estudios relevantes como "Modeling the factors of portfolio at risk for microfinance institutions in Palestine (2023)".

El estudio de Abusharbeh (2023) se centra en identificar los factores que influyen en

la cartera en riesgo (PAR30) de las instituciones de microfinanzas (IMF) reguladas por la Autoridad Monetaria Palestina. El período de análisis abarca de 2010 a 2020, un lapso relevante porque incluye la crisis del COVID-19, que afectó fuertemente la capacidad de pago de los prestatarios. El objetivo principal es evaluar si variables macroeconómicas (como inflación, tasa de interés y crecimiento del PIB) y factores institucionales de las IMF (número de empleados, eficiencia operativa y número de prestatarios activos) explican la variación en el riesgo crediticio, medido como el porcentaje de préstamos atrasados más de 30 días (PAR30).

A partir de la revisión de literatura, el autor propone varias hipótesis sobre la relación entre ciertas variables y la PAR30:

- El crecimiento del PIB tiene un efecto significativo y negativo sobre la cartera en riesgo en el contexto palestino. La idea es que un mayor crecimiento económico mejora la capacidad de pago de los clientes y reduce los préstamos en mora.
- El número de empleados de la IMF tiene un efecto significativo y positivo sobre la PAR30. Se parte de la noción de que una mayor nómina podría elevar los costos operativos y, si no se controla bien, deteriorar la calidad de los préstamos.
- La relación gastos operativos/activos (OE/TA) tiene un efecto significativo y positivo sobre la PAR30. Un mayor ratio indica menor eficiencia operativa y, por ende, mayor probabilidad de incumplimiento.
- El número de prestatarios activos (AB) tiene un efecto significativo y positivo sobre la PAR30. La literatura sugiere que, aunque un mayor volumen de clientes podría implicar economías de escala, también puede asociarse a un mayor riesgo si no se seleccionan adecuadamente los beneficiarios.
- Como variables independientes adicionales se incluyen la inflación (INF) y la tasa de interés nominal (I), que, según estudios previos, podrían incidir en el riesgo crediticio inversamente (inflación alta tendería a empeorar la morosidad) o bien sin efecto claro.

Para probar las hipótesis, el autor construye un panel de datos balanceado que incluye cinco IMF autorizadas por la Autoridad Monetaria Palestina: ASALA, VITAS,

FATEN, ACAD y REEF. La muestra total consiste en 55 observaciones anuales ($5 \text{ IMF} \times 11 \text{ años}$). Los datos financieros de cada IMF provienen de sus informes anuales, mientras que las variables macroeconómicas (inflación, tasa de interés y PIB) se obtienen de la base de datos del PMA (Palestinian Monetary Authority).

Se usaron tres métodos de estimación de panel: se compararon los modelos de Efectos Fijos y Efectos Aleatorios mediante la prueba de Hausman (que evalúa si los efectos están correlacionados con los regresores) y, con base en sus resultados, se seleccionó el Modelo de Efectos Aleatorios; a continuación, este se contrastó con Mínimos Cuadrados Ordinarios aplicando la prueba de Breusch-Pagan, pero, dado que no se detectó homocedasticidad, se recurrió finalmente al método de Momentos Generalizados en panel (GMM) para tener estimaciones fiables.

De los resultados obtenidos por el modelo, la constante del modelo ($\alpha = +0.4285$, $p = 0.009$) resulta significativa, y el R^2 ajustado efectivo (usando GMM) oscila alrededor de 0.51, lo cual sugiere que las variables incluidas explican algo más del 50 % de la variación en *PAR30*. El autor obtuvo las siguientes conclusiones:

En primer lugar, el efecto negativo y significativo del PIB en la cartera en riesgo indica que, en períodos de crecimiento económico, los prestatarios en Palestina tienden a cumplir mejor sus obligaciones. Este hallazgo es coincidente con estudios en economías similares (Koju, Koju & Wang, 2020).

Aunque a priori se pensaba que más empleados (particularmente oficiales de crédito) mejorarían la supervisión de préstamos, los resultados muestran que un aumento excesivo en la nómina puede elevar los costos operativos sin traducirse en mejoría de la calidad crediticia. Esto es consistente, pues Ayayi (2012) advirtió que las políticas de reclutamiento expansivas en las IMF chinas incrementaron las pérdidas por préstamos, lo cual es consistente con los resultados obtenidos en este estudio.

Por último, inflación y tasa de interés, aunque teóricamente importantes para el riesgo crediticio, no mostraron efecto estadísticamente distinguible en este estudio. Esto sugiere que, en el contexto palestino, la dinámica interna de las IMF (personal, eficiencia y número de clientes) y el ciclo económico (PIB) pesan más que las variaciones momentáneas de inflación o de la tasa de los bancos convencionales.

Otro estudio a destacar es *Testing the portfolio risk in Philippine microfinance institutions* (2016). Este estudio analiza el riesgo de cartera de las instituciones de microfinanzas (IMF) en Filipinas durante el período de 1998 a 2014. La investigación se enfoca en variables institucionales, género de los prestatarios e indicadores macroeconómicos, con el objetivo de entender los factores que afectan la calidad de la cartera. El análisis se basa en datos de 119 IMF obtenidos de MIX Market, e incluye además estadísticas del Banco Central de Filipinas (BSP) y del Banco Mundial.

El estudio utiliza un enfoque con múltiples variables, basado en modelos de regresión, para evaluar la influencia de variables como número de prestatarios activos, tamaño de la cartera, gastos operativos, rentabilidad (ROE y ROA), regulación y porcentaje de mujeres prestatarias, además del crecimiento del PIB, inflación e interés activo. Las variables dependientes fueron el portafolio en riesgo a más de 30 días (PAR-30), la tasa de castigo (WOR) y la tasa de pérdida de préstamos (LLR).

Uno de los principales hallazgos es que una mayor cantidad de préstamos a mujeres está asociada a un mayor riesgo de cartera, mayores costos operativos y una menor sostenibilidad financiera, a pesar de que muchas IMF optan por prestar a mujeres por su mejor historial de pago. El estudio sugiere que esta paradoja podría deberse a que las mujeres enfrentan mayores barreras estructurales como menor acceso al capital y altas tasas de interés, lo que encarece los préstamos y disminuye su eficiencia.

Finalmente, el estudio destaca que la sostenibilidad y viabilidad a largo plazo son esenciales para que las IMF cumplan sus objetivos sociales y financieros. El entorno regulatorio favorable en Filipinas ha sido clave en el crecimiento del sector, pero es necesario seguir perfeccionando las estrategias para reducir el riesgo de cartera.

3.2 Revisión Bibliográfica

La búsqueda de relaciones entre los ciclos económicos y la calidad de la cartera es un tema que ya ha sido tratado anteriormente por diferentes autores. Palacio y Velásquez Olarte (2016) analizaron esta relación en el contexto del sistema financiero colombiano, utilizando un modelo de regresión lineal múltiple con variables rezagadas, el cual fue ajustado sobre variables macroeconómicas como el Producto Interno Bruto (PIB), la

tasa de interés, la inflación y el desempleo, así como sobre variables financieras como la cartera vencida y el índice de calidad de cartera total y por modalidad (consumo, comercial, vivienda, microcrédito). Mediante el uso combinado de análisis gráfico y modelos econométricos, encontraron una correlación media entre los ciclos económicos y la calidad de la cartera, razón por la cual rechazaron su hipótesis inicial que planteaba una correlación fuerte. Adicionalmente, el modelo reveló que los rezagos en las variables explicativas tienen efectos diferenciados según el tipo de cartera: algunos indicadores macroeconómicos afectan de forma más significativa la cartera comercial, mientras que otros tienen mayor impacto en la cartera de consumo o total.

Por otro lado, según lo expuesto por el Observatorio Económico Colombia (Romero, 2015), publicación técnica de BBVA Research, los resultados obtenidos señalan que existe un impacto rezagado de hasta dos trimestres de la actividad económica y los ciclos de crédito sobre los diferentes indicadores de calidad de cartera en el país. Particularmente, se encuentra evidencia del impacto rezagado del crecimiento del PIB en los indicadores de calidad de la cartera total, comercial y de consumo. El estudio, de carácter trimestral, se enmarca en el análisis del sistema de economía financiera, y no en economía solidaria, aunque sus conclusiones resultan extrapolables en parte por la similitud del riesgo crediticio en ambos sectores. Así también, Helbling et al. (2021) nos dice que los ciclos económicos y crediticios suelen ir de la mano, aunque en el tiempo se han encontrado cada vez más diferencias en el grado en que se correlacionan. Esta relación ha sido muy estudiada teniendo en cuenta que en etapas de expansión económica los bancos pueden estar asumiendo un mayor riesgo crediticio al prestarle a clientes con mayor probabilidad de impago, lo cual se materializaría al término de la fase expansiva de la actividad económica.

La integración de indicadores macroeconómicos y la calidad de la cartera es un campo crucial en la investigación financiera y económica. En particular, el análisis de estas variables en el contexto del sector solidario y financiero con la metodología de PLS-2 representa un área de estudio innovadora y poco explorada hasta el momento. Esta metodología, conocida como Partial Least Squares (PLS2), ofrece ventajas significativas al permitir modelar relaciones complejas entre conjuntos de variables predictoras y variables de respuesta

La falta de investigaciones previas que utilicen PLS2 en este campo subraya la

importancia de este estudio. Al integrar métodos estadísticos avanzados como PLS2, se puede realizar un análisis más profundo y sofisticado de las interrelaciones entre variables complejas. Esto no solo enriquece el conocimiento académico sobre la gestión del riesgo crediticio y financiero, sino que también proporciona herramientas prácticas para mejorar las estrategias de evaluación y mitigación de riesgos en estas entidades.

Por otro lado, el artículo escrito por Muñoz, J. (1999) sobre la calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico aborda el problema de evaluar el impacto del crecimiento económico en la situación de solvencia bancaria, así como también los efectos sobre la vulnerabilidad del sistema que se desprenden de procesos de boom del crédito bancario, utilizando para ello métodos de estimación de series de tiempo y sección transversal.

Inicialmente brinda un breve recorrido sobre ciertos conceptos y aspectos fundamentales para tener en cuenta antes de introducirnos por completo en la metodología usada en materia; entre estos se destacan los subtemas abordados sobre: Situación económica y solvencia bancaria, Ciclos económicos y crisis bancarias: La experiencia latinoamericana.

En el apartado metodológico se emplea el análisis de datos por paneles o data panel, el cual se basa en utilizar una estructuración entre datos de corte transversal y datos de series temporales, justificando que este provee al investigador la posibilidad de utilizar series de tiempo y secciones transversales para examinar tópicos que no podrían ser estudiados considerando una u otra de las técnicas mencionadas individualmente. Además, señalan que una ventaja importante de utilizar la técnica de Panel Data es la posibilidad de estudiar efectos individuales-específicos (posiblemente no observables), los cuales pueden estar correlacionados con otras variables incluidas en la especificación de una relación económica. Para lograr esto, toman un modelo econométrico definiendo variables explicativas y respuestas. Finalmente, luego de estudiar y ajustar el modelo, obtienen las conclusiones que en cierta medida se ajustan en parte al objetivo del artículo.

A modo de cierre del capítulo de antecedentes, cabe destacar que, si bien la literatura ha explorado ampliamente la relación entre ciclos macroeconómicos y calidad de cartera en la banca tradicional, son aún escasas las investigaciones que

aborden esta interacción en el marco de la economía solidaria. La revisión sistemática y bibliométrica mostró una predominancia de estudios que emplean uno o pocos indicadores de calidad de cartera, y un número muy limitado de trabajos que incorporen la particular estructura de las cooperativas y otras entidades de economía solidaria. Esto sugiere una oportunidad para ampliar el alcance de las variables incluidas, incorporando tanto nuevos indicadores macroeconómicos (por ejemplo, variables de endeudamiento exterior, inversión social o indicadores de informalidad) como métricas de desempeño específicas del sector solidario.

Finalmente, el diseño de futuros estudios podría beneficiarse de un enfoque multivariante más exhaustivo, que combine simultáneamente indicadores de calidad de cartera, variables macroeconómicas y factores internos de gobernanza propios de la economía solidaria (gobernanza democrática, participación de socios, reinversión de excedentes). De tal forma, se avanzaría hacia modelos más completos y precisos, mediante extensiones de PLS2 o modelos dinámicos que ayuden a fortalecer la sostenibilidad financiera y social de las organizaciones solidarias en contextos de alta volatilidad económica.

4. Marco Teórico

Las organizaciones de economía solidaria, entendidas como agrupaciones libres, voluntarias y conscientes de personas que buscan producir bienes, prestar servicios y promover la autorrealización de sus miembros (Correa & Álvarez, 2005), comprenden en Colombia asociaciones mutuales, fondos de empleados, cooperativas de ahorro y crédito, cooperativas multiactivas, precooperativas y entidades de trabajo asociado, entre otras. El entendimiento de su estructura y de la supervisión ejercida por la Superintendencia de la Economía Solidaria (Supersolidaria).

Para evaluar el riesgo y la salud financiera de estas organizaciones, es esencial definir los indicadores de calidad de cartera y el enfoque CAMEL de la Superintendencia Financiera de Colombia, constituyen una base para modelar el riesgo de crédito, liquidez y operativo de las entidades vigiladas.

4.1 Marco Teórico Contextual

Un marco conceptual claro garantiza la coherencia terminológica y metodológica durante la investigación, lo que facilita la comprensión del documento al ofrecer definiciones precisas y consistentes de los términos. Por ello, a continuación se presentan las definiciones de conceptos clave para entender el documento.

- **Entidades de economía solidaria:** Según Correa y Álvarez (2005) las entidades de economía solidaria pueden definirse como organizaciones sociales conformadas por una comunidad de personas asociadas de manera libre, voluntaria y consciente, con el fin de producir bienes, prestar servicios y lograr la autorrealización de sus miembros. En Colombia, estas organizaciones incluyen asociaciones mutuales, fondos de empleados, instituciones auxiliares de la economía solidaria, cooperativas con sección de aporte y crédito, cooperativas multiactivas e integrales sin sección de ahorro y crédito, cooperativas especializadas en actividades diferentes a la financiera, precooperativas, administraciones públicas cooperativas y cooperativas de trabajo asociado, entre

otras.

- **Carteras vencidas:** La cartera vencida se define como la parte del activo constituida por los documentos y, en general, por todos los créditos que no han sido pagados a la fecha de su vencimiento (Moreta Martínez & Caisa, 2014).
- **Indicadores financieros de riesgo:** Los indicadores financieros son herramientas gerenciales que permiten evidenciar la información obtenida de los saldos contables, cuyo uso correcto permite la toma de decisiones (Párraga Franco et al., 2021). En este orden de ideas, un indicador financiero de riesgo es aquel que evalúa la posibilidad de que una entidad financiera no logre cumplir con sus obligaciones o tenga dificultades para hacerlo en el futuro.

La Superintendencia Solidaria de Colombia detalla que el esquema de indicadores financieros se construyó con base en los riesgos financieros de crédito, liquidez y operativo, así como en la metodología de evaluación CAMEL (Capital, Activos, Gerencia, Rentabilidad y Liquidez), los cuales evalúan de forma complementaria la situación financiera de las organizaciones vigiladas.

- **Indicador Calidad por Riesgo:** Mide la relación entre el saldo de las obligaciones del total de la cartera, calificadas en categorías B, C, D, E, frente al saldo de cartera bruta al cierre mensual.
- **Indicador Crecimiento de Cartera:** Mide la variación de la cartera bruta total del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Crecimiento de Cartera por Riesgo:** Mide la variación de la cartera calificada en categorías B, C, D y E del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Cobertura:** Mide el nivel de protección, a través de deterioro general e individual, sobre la cartera total ante posibles pérdidas por incumplimiento.
- **Indicador Calidad por Riesgo en Consumo sin Libranza:** Mide la relación entre el saldo de las obligaciones de la cartera de consumo, calificadas en B, C, D, E, cuyo recaudo es por ventanilla (sin libranza), frente al saldo de cartera bruta al cierre mensual.

- **Indicador Crecimiento de Cartera en Consumo sin Libranza:** Mide la variación de la cartera de consumo, cuyo recaudo es por ventanilla (sin libranza), del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Crecimiento de Cartera por Riesgo en Consumo sin Libranza:** Mide la variación de la cartera de consumo calificada en categorías B, C, D, E, cuyo recaudo es por ventanilla (sin libranza), del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Calidad por Riesgo en Consumo con Libranza:** Mide la relación entre el saldo de las obligaciones de la cartera de consumo con libranza, calificadas en B, C, D, E, frente al saldo de cartera bruta al cierre mensual.
- **Indicador Crecimiento de Cartera en Consumo con Libranza:** Mide la variación de la cartera de consumo con libranza del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Crecimiento de Cartera por Riesgo en Consumo con Libranza:** Mide la variación de la cartera de consumo con libranza calificada en categorías B, C, D, E, del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Cobertura en Consumo:** Mide el nivel de protección, a través de constitución de deterioro general e individual, sobre los créditos de cartera de consumo calificados en categorías B, C, D y E, ante posible incumplimiento.
- **Indicador Calidad por Riesgo en Comercial:** Mide la relación entre el saldo de las obligaciones de la cartera comercial, calificadas en B, C, D, E, frente al saldo de cartera bruta al cierre mensual.
- **Indicador Crecimiento de Cartera en Comercial:** Mide la variación de la cartera comercial calificada en categorías B, C, D, E, del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Crecimiento de cartera por riesgo en Comercial** Mide la variación de la cartera comercial calificada en categorías B, C, D, E, del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Cobertura en Comercial:** Mide el nivel de protección, a través de constitución de deterioro general e individual, sobre los créditos de cartera comercial calificados en categorías B, C, D y E, ante posible incumplimiento.

- **Indicador Calidad por Riesgo en Vivienda:** Mide la relación entre el saldo de las obligaciones de la cartera de vivienda, calificadas en B, C, D, E, frente al saldo de cartera bruta al cierre mensual.
- **Indicador Crecimiento de Cartera en Vivienda:** Mide la variación de la cartera de vivienda calificada en categorías B, C, D, E, del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Crecimiento de Cartera por Riesgo en Vivienda:** Mide la variación de la cartera de vivienda calificada en categorías B, C, D, E, del periodo actual frente al periodo anterior.
- **Indicador Cobertura en Vivienda:** Mide el nivel de protección, a través de constitución de deterioro general e individual, sobre los créditos de cartera de vivienda calificados en categorías B, C, D y E, ante posible incumplimiento.
- **Indicador CAMEL Patrimonio sobre Capital social:** Relación entre los aportes sociales efectivamente pagados y el capital social de la organización, que mide la protección mínima del patrimonio frente a las obligaciones de los asociados.
- **Indicador CAMEL Patrimonio Técnico sobre los Activos Ponderados por Riesgo:** Indicador de relación de solvencia.
- **Indicador CAMEL Relación entre los Aportes Sociales Mínimos no Reducibles y el Capital Social:** Proporción del aporte social mínimo no reducible establecido en estatuto respecto al capital social total, que asegura la protección permanente del patrimonio.
- **Indicador CAMEL Relación entre el Capital Institucional y el Activo Total:** Porcentaje del activo total financiado con capital institucional, indicador de dependencia del financiamiento interno frente a recursos externos.
- **Indicador CAMEL Calidad por Riesgo:** Mide la relación entre el saldo de obligaciones calificadas en categorías B, C, D, E y el saldo de cartera bruta al cierre mensual.
- **Indicador CAMEL Calidad por Riesgo con Castigos:** Mide la relación entre el saldo de obligaciones en B, C, D, E más castigos de cartera y el saldo de cartera bruta al cierre mensual.

- **Indicador CAMEL Cobertura de la Cartera Total en Riesgo:** Nivel de protección mediante deterioro general e individual sobre la cartera total ante posibles pérdidas por incumplimiento.
- **Indicador CAMEL Activo Productivo:** Porcentaje del activo total que corresponde a activos productivos, indicando la eficiencia del uso de los recursos.
- **Indicador CAMEL Cobertura Individual de la Cartera Improductiva para la Cartera en Riesgo:** Relación entre el deterioro individual constituido y el saldo de créditos en categorías C, D, E, como protección ante pérdidas.
- **Indicador CAMEL Margen Financiero de Operación:** Capacidad del negocio para generar recursos financieros netos en la operación desarrollada.
- **Indicador CAMEL Margen Operacional:** Capacidad del negocio para generar recursos netos de operación descontados los gastos de administración.
- **Indicador CAMEL Relación entre las Obligaciones Financieras y el Pasivo Total:** Analiza el peso de las obligaciones financieras (deuda con costo) sobre el total del pasivo.
- **Indicador CAMEL Estructura de Balance:** Porcentaje de apalancamiento del activo productivo con fuentes de financiación pasiva (depósitos y obligaciones financieras).
- **Indicador CAMEL Margen Neto:** Mide la rentabilidad y eficiencia final de la organización, calculado como resultado neto dividido entre los ingresos totales.
- **Super Intendencia Solidaria (Supersolidaria):** Esta entidad es un organismo descentralizado que funciona bajo la supervisión del Ministerio de Hacienda y Crédito Público, y posee autonomía administrativa y patrimonial. Sus objetivos incluyen supervisar las actividades de las empresas solidarias, garantizando el cumplimiento de las normas y promoviendo la transparencia y el buen gobierno en el sector (Supersolidaria, 2024, citado en Supersolidaria, 2023).
- **Tasa de Interés Real (TIR):** Según Hernando, Santabárbara y Vallés (2015), el tipo de interés real, definido como la rentabilidad nominal de los activos una vez descontada la inflación esperada, es una variable macroeconómica clave que influye en las decisiones intertemporales de inversión y consumo de los agentes

económicos. Además, el tipo de interés real de equilibrio es aquel que iguala la oferta (ahorro) con la demanda (inversión) de fondos prestables, o dicho de otro modo, aquel que equipara la productividad marginal del capital con la compensación necesaria para que los ahorradores pospongan su consumo.

- **Producto Interno Bruto (PIB):** PIB es el valor monetario de todos los bienes y servicios finales producidos en un país durante un periodo determinado (Madariaga, 2000).
- **Índice de Precios al Consumidor (IPC):** IPC es una medida del costo total de los bienes y servicios comprados por un consumidor típico (Mankiw, 2021).
- **Tasa Representativa del Mercado (TRM):** TRM es el promedio ponderado por monto de las operaciones de compra y venta de dólares de los Estados Unidos de América a cambio de moneda legal colombiana, pactadas para cumplimiento en ambas monedas el mismo día de su negociación, efectuadas por los intermediarios del mercado cambiario dentro del horario que establezca el Banco de la República mediante reglamentación general (Superintendencia Financiera de Colombia, 2024)
- **Interes Bancario Corriente (IBC):** IBC es la tasa promedio que los bancos cobran por los créditos otorgados a los consumidores y empresas dentro del sistema financiero. Este indicador es utilizado como base para calcular los intereses de productos como préstamos personales y líneas de crédito en Colombia. El IBC se ajusta periódicamente en función de las condiciones del mercado y las políticas económicas (Superintendencia Financiera de Colombia, 2023).
- **Indicador Bancario de Referencia (IBR):** Es una tasa de interés de referencia de corto plazo para el peso colombiano, que refleja el precio al que están dispuestos a ofrecer o a captar recursos en el mercado monetario (interbancario). En otras palabras, su objetivo es mostrar la liquidez del mercado monetario colombiano o, lo que es lo mismo, indicar el costo del dinero en pesos (Banco de la República, 2023).
- **Tasa de desempleo (Desempleo):** Según Pérez (2023) Se define como la proporción de personas que no están ocupadas, pero que buscan activamente trabajo.

4.2 Marco Teórico Estadístico

La regresión por mínimos cuadrados parciales (PLS) emergió en la década de 1970 como una técnica diseñada para extraer información útil de datos con colinealidad y alta dimensionalidad, sin requerir los supuestos de la regresión clásica por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) ni de los modelos basados en distribuciones probabilísticas.

- H. Wold (1975) introdujo PLS con fines econométricos, pero fue Svante Wold quien en 1983 popularizó su uso en quimiometría, al demostrar que PLS permite manejar eficazmente conjuntos de datos donde el número de predictores es mayor que el número de observaciones ($p > n$) y con alta colinealidad.
- Frank y Friedman (1993) compararon PLS con la regresión por componentes principales (PCR) y concluyeron que PLS ofrece un menor error de predicción bajo el mismo número de componentes, dado que su objetivo es maximizar la *covarianza* entre X y Y , en lugar de solamente la varianza de X .

Una de las principales teorías usadas para el desarrollo de este documento es el algoritmo PLS. Esta es una técnica estadística utilizada en diversos campos de investigación y análisis de datos, a diferencia de otros métodos multivariantes como el Análisis Factorial Múltiple (AFM) o el Análisis de Estadística Dual (Statis-dual) PLS se utiliza cuando el objetivo no es maximizar la varianza, sino maximizar la capacidad explicativa de una variable X con respecto a una variable Y , buscando maximizar la correlación entre ambas. Según Haenlein & Kaplan (2004) PLS es un proceso iterativo. Después de la extracción de los vectores de puntuación t, u , las matrices X e Y se deflactan restando sus aproximaciones de rango uno basadas en t y u . Diferentes formas de deflación definen varias variantes de PLS.

4.2.1 Mínimos Cuadrados Parciales (PLS)

La regresión de PLS es ampliamente utilizada en quimiometría y está relacionada con el análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés). Estos métodos tienen ventajas intrínsecas en comparación con los métodos univariados, ya

que permiten incluir simultáneamente todas las variables relevantes en el modelo. En lo que sigue, se hará referencia al modelo PLS1, en el cual se considera una única variable dependiente, representada por el vector $\mathbf{Y}$. Cuando se consideran múltiples variables dependientes, el modelo es denominado PLS2, y las variables se representan mediante una matriz $\mathbf{Y}$.

La suposición básica de todos estos modelos es que el sistema o proceso estudiado depende de un número reducido de *variables latentes* (VL), las cuales son estimadas como combinaciones lineales de las variables observadas. Este concepto es análogo al utilizado en componentes principales. En los modelos PLS, se establece una representación de la matriz $\mathbf{X}$ en términos de estas variables latentes, como se señala en el trabajo de Alciaturi, Escobar, De La Cruz y Rincón (2003).

$$\begin{aligned}\mathbf{X} &= \mathbf{T}\mathbf{P}^\top + \mathbf{E} \\ \mathbf{Y} &= \mathbf{T}\mathbf{Q}^\top + \mathbf{F}\end{aligned}$$

Bajo la restricción:

$$\mathbf{T} = \mathbf{X}\mathbf{W}^*$$

donde $\mathbf{W}^*$ es una matriz que debe ser calculada,

$$\mathbf{P} = \mathbf{X}^\top \mathbf{T} (\mathbf{T}^\top \mathbf{T})^{-1} \quad \text{y} \quad \mathbf{Q} = \mathbf{Y}^\top \mathbf{T} (\mathbf{T}^\top \mathbf{T})^{-1}$$

Donde $\mathbf{P}$ y $\mathbf{Q}$ son las matrices de cargas (loadings) del bloque $\mathbf{X}$ y del bloque $\mathbf{Y}$ respectivamente, $\mathbf{T}$ representa las puntuaciones (o scores) finalmente $\mathbf{E}$ y $\mathbf{F}$ son la matriz de los residuos del bloque $\mathbf{X}$ y $\mathbf{Y}$.

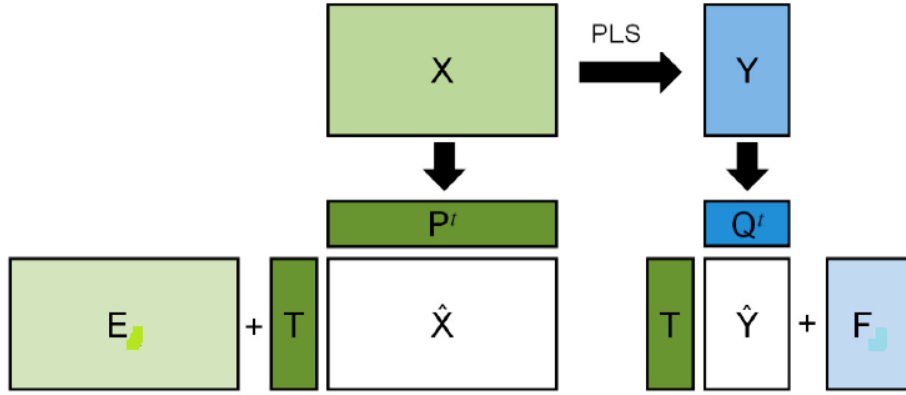


Figura 4.1: Representación Ecuación PLS.

Autores como Garthwaite (1994) y Trygg (2001), citados en dicho documento, presentan una versión más resumida del procedimiento, la cual se describe a continuación.

La entrada de datos corresponde a la matriz de predictoras $X(n \times m)$ y el vector respuesta $Y(n \times 1)$, los cuales han sido estandarizados por columnas.

Algoritmo PLS
1. Entrada: $\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{Y}^{(0)}$ 2. Para $h = 1$ hasta p 3. $\mathbf{w} = \text{cov}(\mathbf{Y}, \mathbf{X})$: normalizar $\mathbf{w}$ 4. $\mathbf{T}_h = \mathbf{X}\mathbf{w}$ 5. $v = (\mathbf{T}_h^\top \mathbf{Y}) / (\mathbf{T}_h^\top \mathbf{T}_h)$ 6. $\mathbf{b} = (\mathbf{T}_h^\top \mathbf{X}) / (\mathbf{T}_h^\top \mathbf{T}_h)$ 7. $\mathbf{X}^{(h)} = \mathbf{X}^{(h-1)} - \mathbf{T}_h \mathbf{b}$ 8. $\mathbf{Y}^{(h)} = \mathbf{Y}^{(h-1)} - \mathbf{T}_h v$ 9. Próximo h

Cuadro 4.1: Algoritmo PLS (Versión NIPALS simplificada)

La matriz de datos puede ser escrita como $X = (X_1, \dots, X_p)$, donde $X_1, \dots, X_p$ son las columnas de la matriz X . A continuación, se describen los principales pasos de este algoritmo.

1. Los datos iniciales son estandarizados por columnas.
2. Se da inicio al cálculo del primer componente PLS.
3. Se calcula el vector $w = (w_1, \dots, w_p)^\top$; cada elemento w_i es la covarianza de la variable respuesta con cada predictora. Finalmente, w es normalizado a la unidad.
4. Se calcula el componente PLS:

$$T_h = Xw = (X_1, \dots, X_p) \cdot (w_1, \dots, w_p)^\top$$

5. Se calcula el coeficiente de regresión simple de la variable respuesta sobre el vector componente PLS, calculado en el paso anterior.
6. Se calcula el vector $b = (b_1, \dots, b_p)^\top$; cada elemento de este vector es el coeficiente de regresión simple de X_i sobre T_h .
7. Se actualiza la matriz de predictoras.
8. Se actualiza el vector de respuestas.
9. Se calcula el próximo componente PLS, a partir del paso 3.

4.2.2 Propiedades Observadas En PLS

Sea $\mathbf{u}$ un vector columna de unos, de dimensión n . Sean $\mathbf{X}^{(0)}$ y $\mathbf{Y}^{(0)}$ la matriz de predictores y el vector de respuestas respectivamente, de datos iniciales estandarizados por columnas; por lo tanto, se cumple:

$$\mathbf{X}^{(0)\top} \mathbf{u} = \mathbf{0}_{p \times 1} \quad \text{y} \quad \mathbf{Y}^{(0)\top} \mathbf{u} = 0$$

Además, se cumplen las siguientes propiedades, las cuales pueden ser fácilmente probadas:

- **Propiedad 1:** El h -ésimo componente $\mathbf{t}_h$ siempre está centrado, es decir, la suma de sus elementos es cero: $\mathbf{t}_h^\top \mathbf{u} = 0$.

- **Propiedad 2:** La matriz de predictores siempre está centrada en cualquier iteración, es decir, la suma de cada una de sus columnas es cero: $\mathbf{X}^{(h)\top} \mathbf{u} = \mathbf{0}_{p \times 1}$.
- **Propiedad 3:** El vector de respuestas siempre está centrado, es decir, la suma de sus elementos es cero: $\mathbf{Y}_{(h)}^\top \mathbf{u} = 0$.
- **Propiedad 4:** En la h -ésima iteración, el componente $\mathbf{t}_h$ es ortogonal con cada una de las columnas de la matriz de predictores: $\mathbf{t}_h^\top \mathbf{X}_{(h)} = \mathbf{0}_{1 \times p}$.
- **Propiedad 5:** En la h -ésima iteración, se cumple que el componente $\mathbf{t}_h$ es ortogonal con el vector de respuestas: $\mathbf{t}_h^\top \mathbf{Y}_{(h)} = 0$.
- **Propiedad 6:** Cada par de componentes es ortogonal. Sean dos componentes $\mathbf{t}_k$ y $\mathbf{t}_\ell$, se cumple: $\mathbf{t}_k^\top \mathbf{t}_\ell = 0$.

Según lo indicado por Vega-Vilca y Guzmán (2011), las propiedades anteriores son fundamentales para el correcto funcionamiento del modelo PLS en la regresión multivariada.

4.2.3 Selección del Número de Componentes

En análisis de regresión múltiple, existen diversos criterios para seleccionar el mejor modelo de regresión. Según *Vega-Vilca y Guzmán (2011)*, se utilizó la suma de cuadrados de errores de predicción (PRESS, por sus siglas en inglés). Se estimaron los modelos de regresión de la variable dependiente junto con las componentes PLS. A continuación, se calculó el $\text{PRESS}(h)$ de ambos modelos.

El número óptimo de componentes fue determinado por la siguiente regla sugerida:

$$h^* = \min \{h > 1 : \text{PRESS}(h+1) - \text{PRESS}(h) > 0\}$$

En pocas palabras se calcula este error con distintas cantidades y se selecciona el primero cuyo valor deja de bajar al añadir otra componente. De este modo se obtiene el número justo de componentes que mejora la predicción sin sobreajustar el modelo.

En la literatura es habitual seleccionar el número de componentes en PLS mediante criterios predictivos por ejemplo, PRESS o Q^2 , procedimiento que se adoptó por su carácter directamente relacionado con la capacidad predictiva fuera de muestra (Wold, Sjostrom, & Eriksson, 2001). Cabe señalar que los criterios de información clásicos (AIC, BIC) se derivan de enfoques basados en verosimilitud y requieren especificar un modelo probabilístico y una definición del número de parámetros efectivos. Su aplicación directa a PLS no es estándar porque PLS no optimiza una función de verosimilitud.

4.2.4 Extensión a PLS2: Múltiples Respuestas

Cuando existen $p \geq 1$ variables respuesta, $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{n \times p}$, se emplea PLS2. Su objetivo es extraer simultáneamente componentes latentes de $\mathbf{X}$ y de $\mathbf{Y}$ que maximicen la covarianza conjunta:

$$\max_{w,c} \text{cov}(Xw, Yc) \quad \text{sujeto a} \quad w'w = 1, c'c = 1.$$

4.2.5 Comparación con el Análisis de Correlación Canónica (CCA) y justificación metodológica del uso de PLS2

El Análisis de Correlación Canónica (CCA) y PLS2 buscan relacionar dos bloques de variables ($\mathbf{X}$ y $\mathbf{Y}$), sus objetivos y propiedades son diferentes y esto explica la elección de PLS2 en este estudio. CCA determina combinaciones lineales a^X y b^Y que maximizan la correlación entre dichos puntajes, además su foco es descriptivo en términos de asociación simétrica entre bloques (Hotelling, 1936). Por el contrario, PLS2 extrae componentes latentes que maximizan la covarianza entre bloques y están orientadas a la predicción de $\mathbf{Y}$ a partir de $\mathbf{X}$, esto ha sido descrito en la literatura de PLS y aplicado en contextos con alta colinealidad (Wold, Sjöström, & Eriksson, 2001). En términos prácticos, PLS2 ofrece varias ventajas como:

Orientación predictiva, ya que PLS2 está diseñado para optimizar la capacidad predictiva de $\mathbf{Y}$ desde $\mathbf{X}$, mientras que CCA busca asociaciones lineales máximas sin garantizar mejor predicción (Wold, Sjöström, & Eriksson, 2001).

Facilidad para validación predictiva. criterios como PRESS o Q^2 y validación cruzada se usan de forma estándar en PLS para seleccionar componentes y comprobar capacidad predictiva; en CCA no existe un procedimiento tan directo orientado a predicción fuera de la muestra (Wold, Sjöström, & Eriksson, 2001).

4.3 Algoritmo Eigenvalue PLS2

Stocchero et al. (2019) describen una versión del algoritmo basada en un problema de autovalores con deflación iterativa. A partir de los residuos iniciales $\mathbf{X}_0 = \mathbf{X}$ y $\mathbf{Y}_0 = \mathbf{Y}$, se resuelve el siguiente problema de autovalores:

$$(\mathbf{A}\mathbf{A}^\top) \mathbf{w}_h = \lambda_h \mathbf{w}_h, \quad \text{donde} \quad \mathbf{A} = \mathbf{X}_{h-1}^\top \mathbf{Y}_{h-1} \mathbf{Y}_{h-1}^\top \mathbf{X}_{h-1},$$

para obtener el vector de pesos $\mathbf{w}_h$, y análogamente se obtiene $\mathbf{c}_h$ para el bloque $\mathbf{Y}$.

Luego, se calculan los scores (componentes latentes):

$$\mathbf{t}_h = \mathbf{X}_{h-1} \mathbf{w}_h, \quad \mathbf{u}_h = \mathbf{Y}_{h-1} \mathbf{c}_h.$$

Posteriormente, se realiza la deflación de los residuos de ambos bloques:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_h &= \mathbf{X}_{h-1} - \mathbf{t}_h (\mathbf{t}_h^\top \mathbf{t}_h)^{-1} \mathbf{t}_h^\top \mathbf{X}_{h-1}, \\ \mathbf{Y}_h &= \mathbf{Y}_{h-1} - \mathbf{t}_h (\mathbf{t}_h^\top \mathbf{t}_h)^{-1} \mathbf{t}_h^\top \mathbf{Y}_{h-1}. \end{aligned}$$

Este proceso se repite iterativamente hasta $h = M$, donde M es el número de componentes extraídos.

Después de M pasos, se ajusta una regresión multivariada de mínimos cuadrados ordinarios entre las matrices de scores $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1, \dots, \mathbf{t}_M]$ y la respuesta:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{T}\mathbf{B} + \mathbf{E}, \quad \text{donde} \quad \mathbf{B} = (\mathbf{T}^\top \mathbf{T})^{-1} \mathbf{T}^\top \mathbf{Y}.$$

4.4 Estadísticos y Representación Gráfica del Modelo PLS

Esta sección aborda los principales elementos que conforman el análisis interno de un modelo PLS o PLS2, incluyendo el cálculo del estadístico de Hotelling T^2 , el error cuadrático de predicción (SPE), los coeficientes de regresión $\mathbf{B}$, así como los indicadores de ajuste (R^2) y predicción (Q^2). Además, se introduce el gráfico $\mathbf{Wc}^*$, que facilita la interpretación conjunta de las variables predictoras y de respuesta, y se detallan propiedades matemáticas fundamentales que caracterizan la estructura latente de los modelos PLS multivariantes.

4.4.1 Cálculo Estadístico Hotelling's T^2

La estadística T^2 de Hotelling ha sido descrita como una extensión multivariada del estadístico t de Student, que combina simultáneamente la información de la media y la covarianza de múltiples variables. En el contexto de modelos multivariantes como PLS, se calcula a partir de las puntuaciones latentes (scores) y se compara con un umbral derivado de la distribución F , lo que permite identificar observaciones fuera del comportamiento esperado del modelo (Nomikos y MacGregor, 1995).

Sea $T \in \mathbb{R}^{n \times h}$ la matriz de scores de X con $h > 1$ componentes. Para cada observación i :

$$T_h^2 = t_h^\top S_t^{-1} t_h,$$

donde:

$$S_t = \frac{T^\top T}{n - 1}$$

Es la matriz de covarianza de los scores.

El umbral para un nivel de confianza $1 - \alpha$ es:

$$T_{\alpha}^2 = \frac{a(n-1)}{n-a} F_{a, n-a; \alpha}.$$

De esta forma, se tiene que:

- t_h : es la i -ésima fila de la matriz T , es decir, el vector de puntuaciones de la observación i en el espacio de componentes latentes.
- T_h^2 : es el estadístico de Hotelling T^2 asociado a la observación i .
- S_t : representa la matriz de covarianza de la matriz T .
- T_{α}^2 : es el umbral de decisión correspondiente al nivel de confianza $1 - \alpha$, obtenido de la distribución. Si $T_h^2 > T_{\alpha}^2$, la observación h se considera un valor atípico en el espacio de los componentes latentes.

4.4.2 Procedimiento para el Gráfico SPE

El Error Cuadrático de Predicción (SPE) se define como la suma de cuadrados de los residuos de cada muestra con respecto al modelo multivariante. Este estadístico cuantifica la variación no explicada por el modelo latente, y permite detectar desviaciones respecto al comportamiento esperado del sistema, tal como ha sido establecido por Nomikos y MacGregor (1995):

$$\sum_{j=1}^p (x_{ij} - \hat{x}_{ij})^2 = \sum_{j=1}^p e_{ij}^2 = \text{SPE}_i$$

Donde e_{ij} representa el residuo de la i -ésima observación y la j -ésima variable, $\hat{\mathbf{x}}_i = \mathbf{t}_i \mathbf{P}^T$. Un valor de SPE_i muy superior a la varianza media de $\mathbf{E}$ indica que $\mathbf{x}_i$ cae fuera de la región de tolerancia del modelo (Mevik y Wehrens, 2007).

4.4.3 Procedimiento para Construir $(W * C)$

En un modelo PLS, los vectores W (pesos de X) y c (cargas de Y) resumen las relaciones lineales latentes entre predictores y respuestas. La gráfica Wc^* también conocida como “biplot de pesos y cargas” muestra la relación conjunta entre variables X y Y usando el producto de estos vectores. Concretamente, cada variable X y Y se proyecta en función de sus pesos y cargas, respectivamente. Las variables que aparecen en la misma dirección en esta gráfica están correlacionadas positivamente, mientras que las opuestas están correlacionadas negativamente (Oyedele 2014).

Dunn (2011) Propone combinar en un plano las coordenadas

$$(w_h, c_h), \quad h = 1, \dots, p,$$

donde w_h es la componente h -ésima del vector de pesos W y c_h la carga correspondiente en C . Las variables X_h más relevantes para la predicción de Y aparecen alejadas del origen, facilitando su interpretación.

4.4.4 Cálculo de Coeficientes R^2 y Q^2

Se define la calidad de ajuste como:

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{SS},$$

y la capacidad predictiva por validación cruzada:

$$Q^2 = 1 - \frac{PRESS}{SS},$$

donde RSS es la suma de cuadrados de residuos ajustados, $PRESS$ la suma de cuadrados de errores en validación cruzada y SS la suma total de cuadrados de Y . Rosipal y Krämer (2006) muestran que en PLS1 este par se reduce a un solo R^2/Q^2 , mientras que en PLS2 se obtiene un R_m^2/Q_m^2 por cada variable respuesta m y también de forma global (De Nardi, 2018).

4.4.5 Obtención de los Coeficientes de Regresión B en PLS

En la regresión PLS, el modelo aproximado se expresa como:

$$\hat{Y} = X\beta_h,$$

donde β es la matriz de coeficientes de regresión. En PLS, se calculan primero los pesos ajustados W^* (una versión ortogonalizada de W) y las cargas C de Y . Entonces, los coeficientes globales quedan dados por:

$$\beta = W^* C^T.$$

De hecho, el proceso consiste en calcular las componentes latentes:

$$T = XW^*, \quad U = YC,$$

y ajustar Y a T , de modo que cada columna h de β contiene los coeficientes que relacionan las h variables X con la variable respuesta Y_p . La matriz β es de tamaño $K \times M$; cada columna contiene los coeficientes de regresión para la respuesta correspondiente (Dunn, 2010).

4.4.6 Propiedades de PLS2

Según Höskuldsson (1988) y Stocchero et al. (2019), se observan las siguientes propiedades:

- Los vectores de puntuación h_i de X son ortogonales: $h_i' t_j = 0$ para $h \neq j$.
- Los vectores de peso w_i son ortonormales: $w_h' w_j = \delta_{hj}$.
- La matriz de cargas P y de pesos W satisfacen $P'W$, siendo $P'W$ triangular superior con $\det(P'W) = 1$.

Estas propiedades facilitan la interpretación (diagramas de carga, VIP, etc.) y la

reducción de dimensionalidad.

5. Metodología

En la Figura 5.1 el diagrama de flujo de la metodología empleada en esta investigación, el cual resume las etapas de recolección, procesamiento y modelación de datos. En la primera fase se reúnen las fuentes de información Supersolidaria (Portal Transparente), DANE y Banco de la República, incluyendo la obtención de históricos mediante solicitud directa cuando fue necesario. A continuación, los datos contables y macroeconómicos se descargan y organizan en hojas de cálculo de excel antes de ser importados a ProSensus. Allí se aplica de manera automática el procedimiento de estandarización (centrado y escalamiento), tras lo cual el software ejecuta el algoritmo PLS2 y genera los resultados gráficos y numéricos de la investigación. Finalmente, tras comparar distintas configuraciones de rezagos mediante validación cruzada Leave-One-Out, se elige el modelo óptimo y se extraen los coeficientes, cargas y métricas de ajuste para su interpretación.

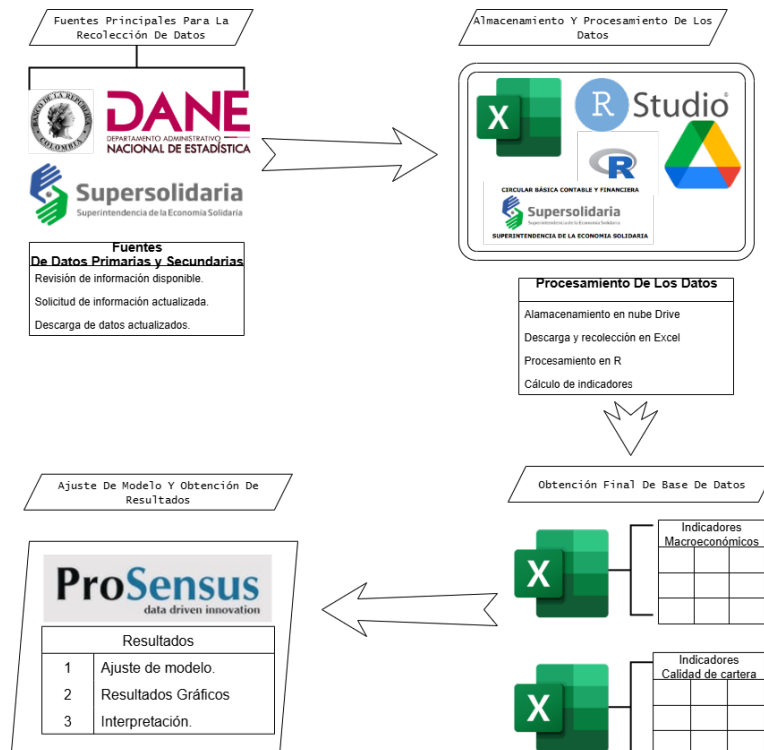


Figura 5.1: Diagrama de la Metodología.

Entre las fuentes de recolección de datos se cuenta el portal web transparente de la

superintendencia solidaria en Colombia (Supersolidaria), en esta se encuentran consolidada la información de las cuentas contables de las entidades financieras solidarias en Colombia. Inicialmente el histórico de los datos no se encontraban adjuntos en su totalidad dentro del portal web, por lo que fue necesario realizar una solicitud para obtener los datos históricos y actualizados para tener un espacio temporal más amplio de datos. Para el cálculo de los indicadores de calidad de cartera se siguieron las indicaciones de la circular básica contable de la supersolidaria, además fue necesario establecer contacto con un especialista en el tema para el cálculo de estos indicadores de calidad de la cartera y para la selección de los indicadores mas relevantes dado el conjunto de indicadores disponibles. Se crearon indicadores específicos que reflejaran el riesgo de credito y la solidez financiera de las entidades solidarias.

Para la obtención de los indicadores macroeconómicos se consultaron y descargaron los datos de portales web como el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) y el Banco de la República de Colombia. En general, los indicadores son reportados de forma mensual, pero el PIB se publica trimestralmente. Por ello, la base de datos se consolidó con una periodicidad trimestral.

Los indicadores seleccionados fueron: PIB, como medida del nivel de actividad económica; IPC y TIR, que permiten analizar el comportamiento de la inflación y las decisiones relacionadas con la política monetaria; TRM, como reflejo del valor de la moneda frente a otras divisas; IBR, indicador del grado de liquidez presente en el mercado; IBC, que evidencia el costo del financiamiento en el sistema financiero; y la tasa de desempleo, utilizada para observar el comportamiento del mercado laboral. Es importante resaltar que estos indicadores fueron seleccionados de tal forma que representaran parte de la variabilidad de los factores macroeconómicos del país, esto se hace con el objetivo de minimizar el sesgo en el análisis y al obtener las conclusiones que estas sean representativas. Estos indicadores pueden encontrarse en el apéndice 1.

5.1 Imputación de los Datos

Las bases de datos utilizadas fueron obtenidas de dos fuentes diferentes, como se ha mencionado anteriormente. Los indicadores de calidad de cartera tienen un espacio temporal establecido desde 2012-Q1 hasta 2023-Q1. El problema con este suceso es que, al realizar la construcción de estos indicadores, el periodo 2012 para ciertos indicadores de calidad de cartera queda rezagado debido a que se necesitan datos anteriores a este periodo para su cálculo. La Figura 5.2 representa un ejemplo de este caso.

2012-Q1	?	?	?
2012-Q2	?	?	?
2012-Q3	X11	X12	X13
2012-Q4	X21	X22	X23
2013-Q1	X31	X32	X33
2013-Q2	X41	X42	X43
2013-Q3	X51	X52	X53
2013-Q4	X61	X62	X63

Figura 5.2: Representación Datos sin Imputación.

Por esta razón, se evaluaron diversos métodos de imputación como la creación de un modelo de pronóstico ARIMA, modelos de suavización exponencial simple o promedio móvil. Dado que se quería capturar la estructura del comportamiento de los datos más que predecir un valor real, se observó que el promedio móvil es aquel que mejor mantiene la estructura de los datos. Para el cálculo del promedio móvil se tiene en cuenta 3 periodos de referencia de tal forma que la estructura se pueda mantener en los primeros periodos, este procedimiento puede observarse en la Figura 5.3.

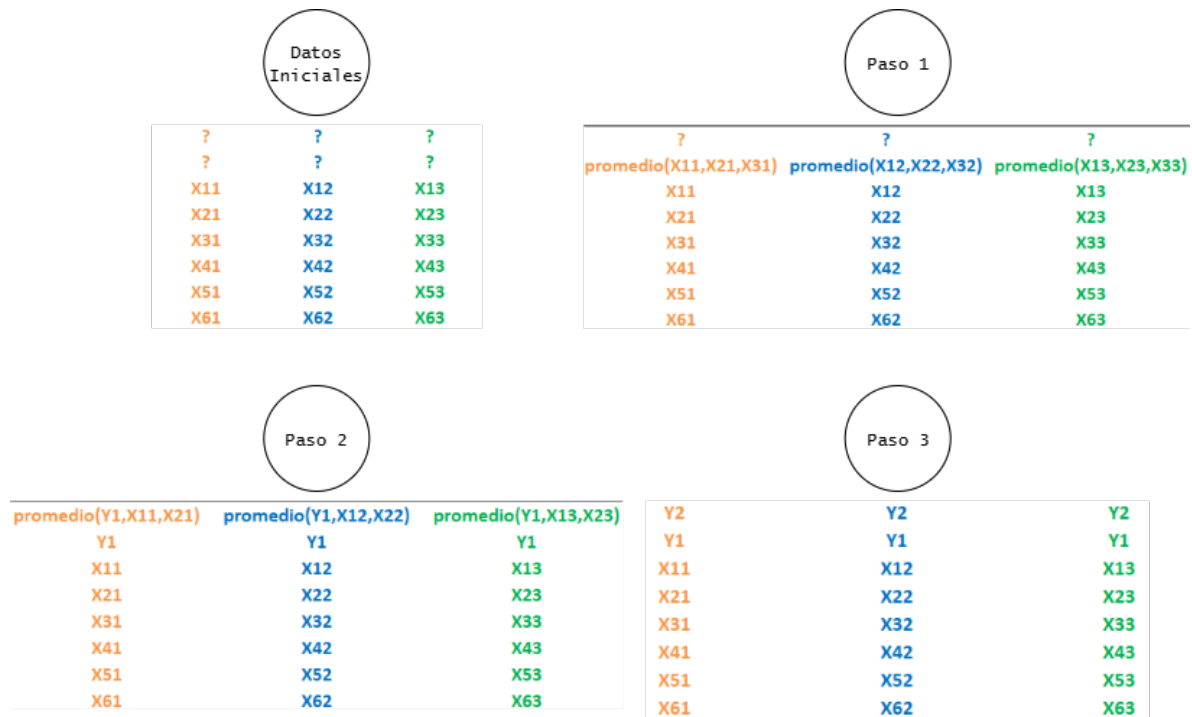


Figura 5.3: Representación de Imputación de Datos.

Finalizados los procesos de imputación de datos y cálculo de los indicadores de calidad de cartera, se dejan por separado ambas tablas de datos, lo cual es necesario para realizar posteriormente el modelo PLS2. En este modelo, las variables respuestas están representadas por los indicadores de calidad en la cartera y las variables independientes por los indicadores macroeconómicos.

La tabla para las variables independientes es un conjunto de datos de 45x7 compuesto por la variables PIB, IPC, DESEMPLEO, IBR, TIR, TRM e IBC. análogamente las variables respuestas presenta un conjunto más amplio de variables, las cuales estan compuestas por un conjunto de datos de 45x33, estas pueden ser vistas en el apéndice 1 y apéndice 2.

5.2 Análisis Exploratorio de los Datos

Para comprender el comportamiento de los indicadores macroeconómicos a lo largo del período 2013-2023, se realizó un análisis exploratorio de datos mediante representaciones gráficas, análisis de tendencias y estudio de correlaciones entre

variables clave.

En primer lugar, se graficaron las series temporales de los indicadores macroeconómicos, indicadores CAMEL y de calidad de cartera. A través de estas gráficas, se observaron comportamientos como caídas abruptas, comportamientos estacionales y tendencias. Posteriormente, se aplicó un análisis de correlación entre los indicadores macroeconómicos, indicadores CAMEL y de calidad de cartera. Se construyó una matriz de correlaciones para determinar la fuerza de la correlación entre pares de variables. Para reforzar la interpretación visual, se utilizaron gráficos de cosenos cuadrados derivados de PCA.

Finalmente, se exploraron relaciones adicionales a partir de las gráficas temporales de algunos indicadores claves.

5.3 Ajuste del Modelo

Al tener todos los datos organizados y estructurados en hojas de cálculo de Excel, fue posible importarlos de manera directa al software ProSensus, una plataforma especializada en el análisis de datos multivariados y en la estimación de modelos de regresión PLS. ProSensus ofrece un entorno integrado que facilita no solo la especificación y ejecución de los algoritmos PLS, sino también la generación de los resultados y visualizaciones, permitiendo explorar de forma gráfica la relación entre bloques de variables, interpretar los pesos y cargas de los componentes latentes.

A diferencia de R, que aún es limitada en lo que respecta a interactividad y calidad de los gráficos, ProSensus cuenta con módulos específicos para diagramas de trayectorias, biplots, análisis de varianza y gráficos de contribución de variables, todos configurables desde una interfaz de usuario. Por esta razón, se optó por emplear dicha herramienta como soporte principal de la investigación, dado que permite concentrar en un solo entorno el procesamiento estadístico, la validación de los datos y la generación de ilustraciones.

Antes de ejecutar el algoritmo PLS, ProSensus deja la opción de aplicar de manera automática un procedimiento de estandarización sobre cada una de las variables

originales. Este es el primer paso en todos los algoritmos de PLS, el consiste en centrar los datos en su media y escalar por su desviación típica, garantizando así que todas las variables aporten de forma equitativa al cálculo de componentes latentes y que no exista sesgo por diferencias de escala. Una vez completada la estandarización, el software ejecuta el algoritmo PLS, calcula los componentes y genera los resultados gráficos que permitirán interpretar la estructura interna del modelo y el grado de explicación de cada componente.

Una vez definidos claramente la matriz (X) que representa los indicadores macroeconómicos con sus rezagos de uno y dos trimestres, y la matriz (Y) que representa indicadores de calidad de cartera. A continuación se realizaron tres configuraciones de PLS2 sin rezago, con un rezago y con dos rezagos para las variables macroeconómicas, es decir para la matriz (X). Esto con el fin de capturar la dinámica temporal de los indicadores. Mediante validación cruzada Leave-One-Out se compararon los criterios de varianza explicada (R^2) y poder predictivo (Q^2) de cada configuración.

Finalmente, para el modelo seleccionado, se generaron los gráficos necesarios: el diagrama de (T^2) de Hotelling para detección de observaciones atípicas en el espacio latente; el gráfico de error de predicción al cuadrado (SPE) para identificar posibles outliers en la reconstrucción de X; las cargas de variables en cada componente para evaluar la contribución de los indicadores macroeconómicos; y el biplot conjunto de scores y cargas, que facilita la interpretación de las relaciones entre las matrices (X) e (Y). Finalmente, los coeficientes de regresión multivariante fueron exportados para cuantificar el impacto individual de cada variable explicativa (y sus rezagos) sobre las métricas de cartera. Este conjunto de procedimientos garantiza un ajuste robusto y validable del modelo PLS2, incorporando explícitamente la influencia temporal de las variables macroeconómicas.

6. Resultados

Se presentan de manera ordenada los principales hallazgos obtenidos en este estudio, correspondiente a los resultados obtenidos. Primero, se exponen los resultados del análisis exploratorio de los indicadores de calidad de cartera y de las variables macroeconómicas. Luego, se muestra el análisis de correlación entre ambos conjuntos de variables, identificando las relaciones más fuertes y su significancia estadística. A continuación, se comparan los desempeños de los modelos PLS2, evaluados mediante las métricas R^2 y Q^2 , complementado con las pruebas de Hotelling's T^2 y SPE para validar la estabilidad y el ajuste de las componentes.

6.1 Análisis Exploratorio de los Datos

Partiremos por entender el comportamiento y la estructura de los datos macroeconomicos, observaremos sus tendencias y como estas cambian a través del tiempo.

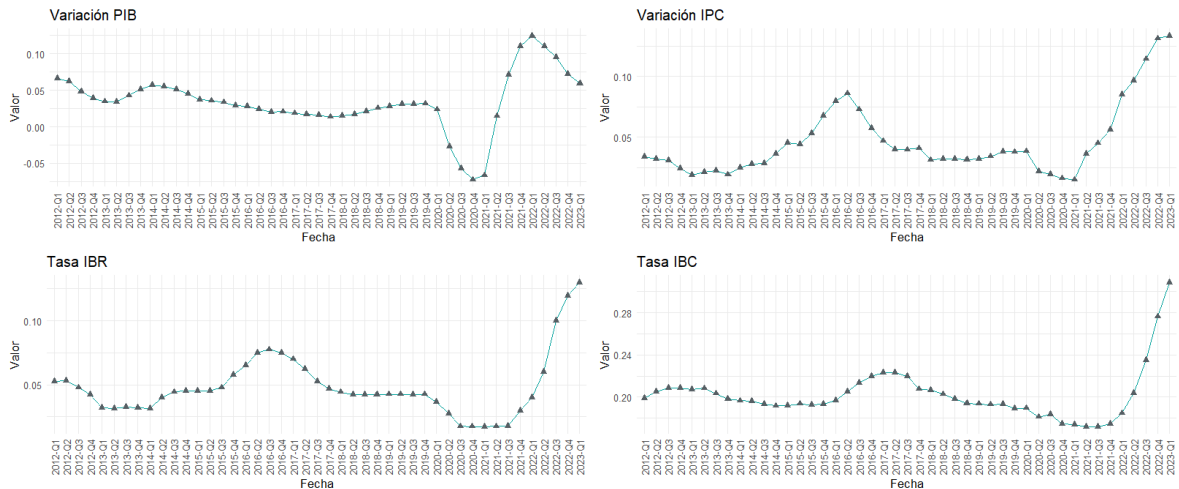


Figura 6.1: Indicadores Macroeconómicos Trimestrales: PIB, IPC, IBR e IBC.

En la Figura 6.1 Se evidencia una fluctuación en la variación anual del PIB al inicio del año 2020, lo que sugiere un cambio en las condiciones económicas durante ese periodo. Es notable que desde 2014 hasta inicios del 2018 se presenta una pequeña pero

constante tendencia bajista sin mucha variación, la cual pudo haber sido causada por las políticas monetarias establecidas del país o por efectos inflacionistas en esos periodos de tiempo. Es claro que el poder adquisitivo de las divisas siempre se verá reducido a medida que aumenta la inflación, lo que se refleja en la reducción de la adquisición de bienes o servicios, los cuales ya no son adquiridos con la misma cantidad de dinero que solían obtenerse anteriormente. A inicios del período 2018 se empezó a notar un crecimiento que se vio interrumpido en 2020. En 2020 hubo un punto de inflexión en el cual el comportamiento que presenta la variación del PIB muestra una caída abrupta hasta 2021. Este comportamiento se cree pudo haber ocurrido por la crisis mundial y sanitaria presentada por el COVID-19. Este período en específico se analizará con mayor detalle debido a que puede generar ruido a la hora de ajustar modelos.

Por otra parte la variación del IPC es un indicador que mide la inflación mediante el cambio de los precios en una cesta de bienes y servicios de referencia que normalmente consume la gran mayoría de la población en el país. En la gráfica se observa cómo se comporta este indicador a medida que se avanza en el tiempo. Inicialmente, se observa que el IPC presenta una mayor variación en comparación con el PIB. Se cree que estas variaciones, en gran medida, son influenciadas por cambios en las políticas monetarias. Dado que no se observan tendencias notables en el gráfico, a consideración del autor, se cree que no se debería tener preocupación alguna por temas de estacionariedad.

El IBR es un índice que se utiliza como referencia para determinar las tasas de interés en préstamos y otros productos financieros. Este indicador se basa en las tasas de interés a las que los bancos se prestan dinero entre sí en el mercado interbancario. En esta gráfica se observa un comportamiento muy similar al IPC, por lo que se espera que estén altamente correlacionados.

Finalmente el IBC (Interes Bancario Corriente) es una tasa de interés establecida por las entidades financieras, como los bancos, que se utiliza como referencia para calcular el costo de los préstamos y créditos, así como los rendimientos de ciertos productos financieros, como cuentas de ahorro y depósitos a plazo fijo. Gráficamente, su comportamiento es parecido al indicador bancario de referencia. Esto es posible ya que tanto el IBC como el IBR suelen estar influenciados por las tasas de interés del mercado. Si las tasas de interés generales están subiendo o bajando, es posible que tanto el IBC como el IBR reflejen estas tendencias o puedan estar influenciados por

los efectos de las políticas monetarias del Banco de la República.

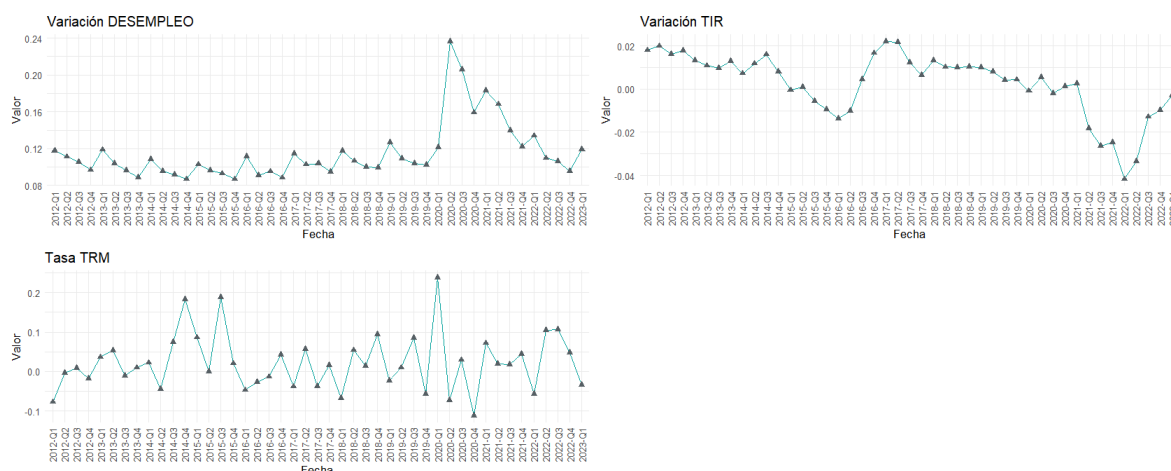


Figura 6.2: Evolución Trimestral de Indicadores Económicos: Desempleo, TIR y TRM.

La Figura 6.2 se observa la tasa de desempleo, el cual es un indicador macroeconómico que mide el porcentaje de personas en edad de trabajar que no tienen un empleo. Gráficamente, se observa un patrón estacional durante 2012 hasta inicios de 2020. En 2020, hubo un crecimiento fuera de la tendencia histórica que se venía dando anteriormente. A medida que el indicador se aleja en el tiempo del año 2020, este vuelve a tomar su comportamiento inicial. A grandes rasgos, parece que el comportamiento de la tasa de desempleo es una serie estacional.

La TIR es una tasa de interés que ha sido ajustada por la inflación. En la siguiente gráfica se observa que esta presenta, en general, tendencias bajistas y mucha variación, lo cual refleja que la influencia de factores económicos cambiantes, como las políticas monetarias y la inflación.

La TRM se refiere a la tasa de cambio oficial o tasa de cambio de referencia que se establece diariamente por el Banco de la República de Colombia. Para el gráfico de esta tasa, se observa mucha variación a lo largo del periodo de estudio. Además de esto, parece tener un comportamiento estacionario con media y varianza constante. La variación constante en la Tasa de Cambio Representativa del Mercado (TRM) a lo largo del periodo de estudio puede deberse a varios factores que influyen en los mercados financieros.

6.1.1 Análisis para Indicadores de Calidad de Cartera y CAMEL

Partiendo de las tendencias macroeconómicas descritas en las Figuras 6.1 y 6.2, ahora observamos en los indicadores de CAMEL (C.1-C.4) y calidad de cartera (R.1-R.4) el comportamiento temporal de su comportamiento en las entidades solidaria.

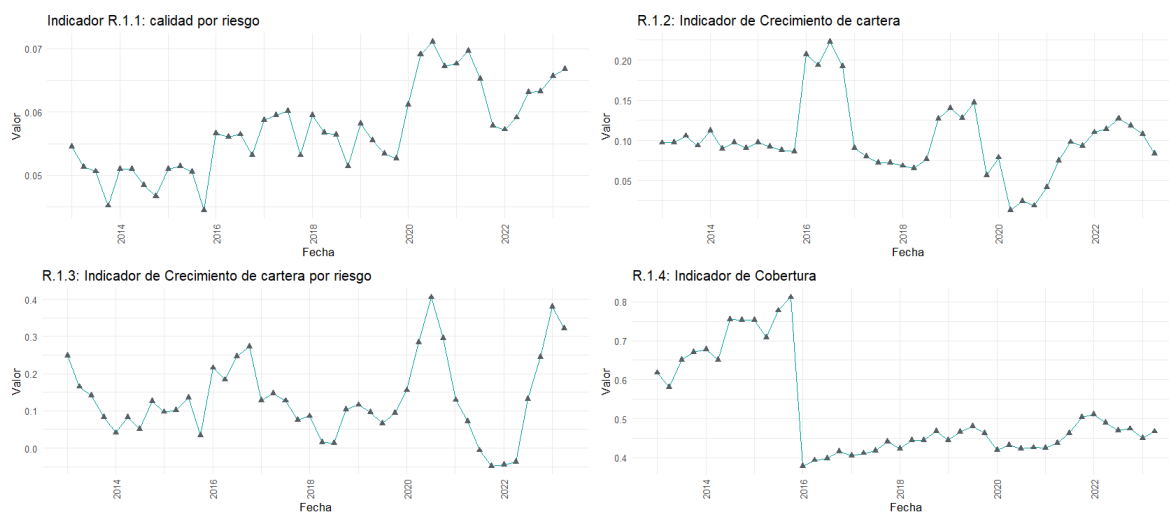


Figura 6.3: Tendencia Temporal de los Indicadores de Calidad de Cartera

En la Figura 6.3, el indicador R.1.1 muestra una tendencia ascendente moderada desde 2012 hasta inicios del 2020, lo cual podría reflejar una mejora progresiva en la calidad de los créditos frente al riesgo asumido por las entidades del sistema. Sin embargo, se observa una caída significativa después de 2020, año afectado por la pandemia, que sugiere un deterioro en la calidad de los activos crediticios. Posteriormente, el indicador retoma su comportamiento positivo, evidenciando un proceso de recuperación y fortalecimiento del control del riesgo crediticio hasta 2023.

El indicador R.1.2 presenta picos marcados en 2016 y 2019, seguidos de descensos abruptos. Este comportamiento refleja ciclos de expansión y contracción del volumen total de créditos otorgados, posiblemente influenciados por posibles cambios en la política monetaria, condiciones económicas internas o confianza del consumidor. Después del 2020, se aprecia un nuevo repunte, señalando una reactivación del sistema crediticio en respuesta a medidas económicas pospandemia.

Por su parte, el indicador R.1.3 (Indicador de Crecimiento de cartera por riesgo) alcanza su punto más alto en 2020 y muestra otro pico en 2022. Esto evidencia un aumento en la colocación de créditos con mayores niveles de riesgo, posiblemente como resultado de estrategias adoptadas por las entidades para estimular la demanda. En el periodo de 2021, bajo el contexto de una crisis, se observa cómo este indicador tiende a caer; este comportamiento también puede alertar sobre un deterioro potencial en la composición de la cartera por mayor exposición al riesgo.

Finalmente, el indicador R.1.4 experimenta una fuerte caída en 2016, lo que podría indicar una disminución en las provisiones o reservas frente al riesgo crediticio en ese año. Después de 2016, muestra una recuperación gradual, lo cual sugiere que las entidades fortalecieron sus mecanismos de protección frente a posibles incumplimientos, posiblemente en respuesta al aumento del riesgo observado.

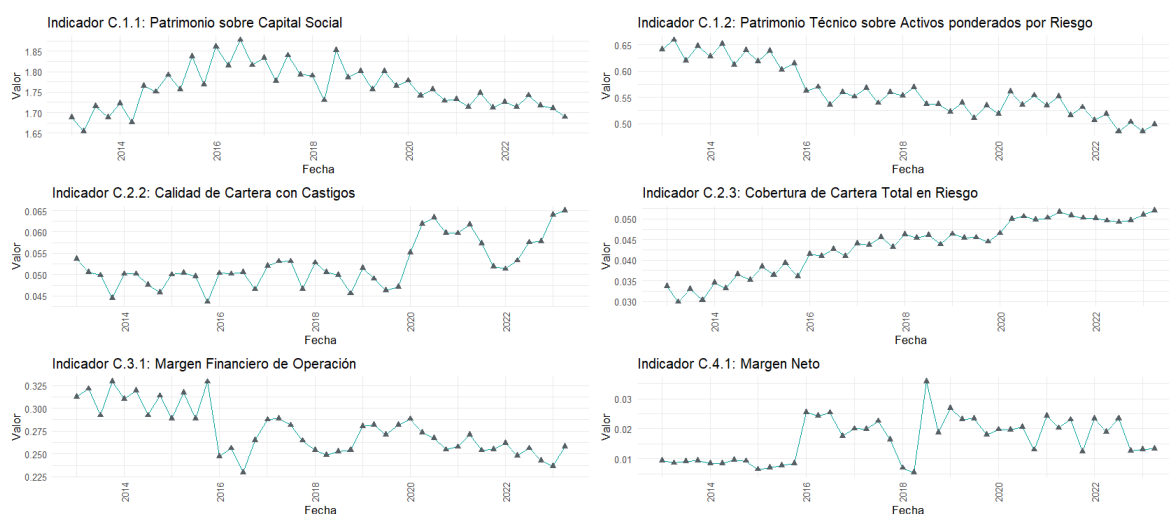


Figura 6.4: Tendencia de los Indicadores CAMEL

En cuanto a los indicadores CAMEL Figura 6.4, el indicador C.1.1, que mide el respaldo patrimonial con relación al capital social aportado, evidenció un crecimiento sostenido hasta 2017. Esto indica que, durante ese periodo, las entidades fortalecieron su estructura patrimonial frente al capital base, posiblemente como resultado de políticas de capitalización o buenas prácticas de gestión financiera. No obstante, a partir de 2018 inicia un retroceso gradual hasta 2023, lo cual coincide con el alza de tasas de interés y la desaceleración económica, factores que pueden haber limitado la capacidad de acumulación de excedentes o generado retiros de aportes.

De forma similar, el indicador C.1.2, que mide el nivel de solvencia regulatoria al comparar el capital técnico disponible (patrimonio disponible para cubrir riesgos) con los riesgos asumidos, muestra una caída importante después de 2015, estabilizándose en niveles más bajos hasta 2023. Esta caída sugiere que, en relación con el nivel de riesgo en los activos, las entidades comenzaron a operar con menores niveles de respaldo patrimonial exigido, posiblemente debido al crecimiento de activos más riesgosos o a una menor generación de excedentes.

En cuanto al indicador C.2.2, que refleja el nivel de deterioro de la cartera incluyendo créditos castigados (Por mora o impago), este se mantiene estable entre 2014 y 2019. Sin embargo, presenta un incremento significativo en 2020, en clara respuesta a la crisis causada por la pandemia. Desde entonces, mantiene una tendencia creciente, lo que evidencia una política más estricta de reconocimiento de deterioro y de fortalecimiento en provisiones frente a créditos de difícil recuperación.

Por otro lado, el indicador C.2.3, que mide la proporción de provisiones frente al total de cartera clasificada con riesgo, muestra un crecimiento sostenido desde 2013, con un punto de inflexión al alza en 2019–2020. Este comportamiento indica un refuerzo por parte de las entidades en su capacidad de respuesta ante eventuales incumplimientos.

En el caso del indicador C.3.1, que mide la diferencia entre los ingresos por actividades financieras y los egresos asociados a estas operaciones, se presenta un desplome finales de 2015. Esta caída podría asociarse a una reducción en los ingresos por colocaciones o un incremento en los costos de fondeo. Posteriormente, el margen se recupera parcialmente, mostrando una mejora en la eficiencia financiera de las entidades.

Finalmente, el indicador C.4.1, que mide la rentabilidad neta sobre las operaciones, presenta picos destacados en 2016 y en el periodo 2019. Estos movimientos reflejan ajustes rápidos en los precios y en las tasas de interés aplicadas, probablemente como mecanismos de las entidades para sostener sus niveles de rentabilidad en contextos económicos desafiantes.

El análisis de los gráficos temporales macroeconómicos revelan mucha información cuando son analizados de manera individual y de manera comparativa entre ellos,

además revela información de utilidad para conocer los periodos de tiempo en los cuales puede existir algún tipo de causalidad explicable que interfiera en el comportamiento de estas variables, el más claro ejemplo de estas causalidades es la forjada por la crisis ambiental y sanitaria del COVID-19.

6.2 Análisis de Correlación para Indicadores de Calidad de Cartera y CAMEL

Examinamos la matriz de correlaciones entre las variables macroeconómicas. Aunque no todas presentan correlaciones bajas, se identifican casos de correlaciones positivas, negativas moderadas o nulas, lo cual apunta a la existencia de relaciones específicas entre pares de variables que no quedan reflejadas en un único indicador.

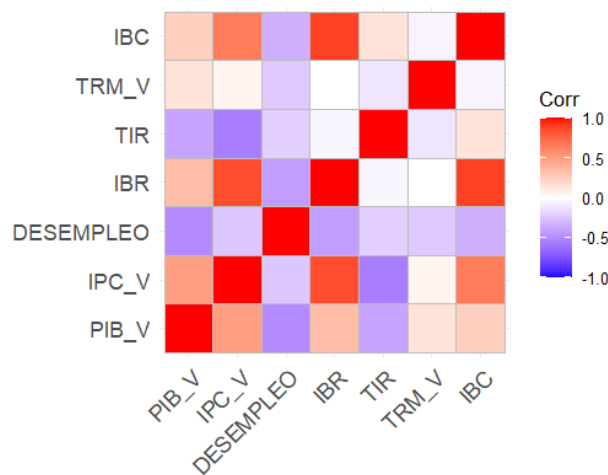


Figura 6.5: Correlaciones Indicadores Macroeconómicos

En la Figura 6.5 se observa que el PIB (PIB_V) y el índice de precios al consumidor (IPC_V) mantienen una relación positiva fuerte, lo que da a entender que en periodos de crecimiento económico suele acompañarse de algunas presiones inflacionarias. Por su parte, la tasa de desempleo muestra una correlación negativa tanto con el PIB como con el IPC, confirmando que un mayor crecimiento y mayor inflación suelen estar asociados a menores niveles de desempleo. En cuanto a la (TIR) se relaciona negativamente con el (IPC_V) y tiene una relación casi nula con el IBC, esto indica que, al subir la TIR , la inflación tiende a ceder, mientras que el efecto sobre el IBC es prácticamente nulo.

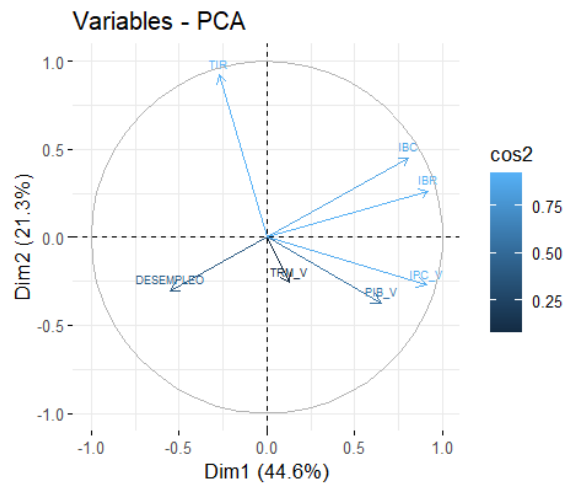


Figura 6.6: Cosenos Cuadrados en Indicadores Macroeconómicos

Para complementar la visión de los gráficos de correlación, la Figura 6.6, permite identificar visualmente que subconjunto de indicadores con estructura de asociación comparten correlaciones. Cada flecha representa una variable macroeconómica proyectada sobre los dos primeros componentes (Dim 1 44,6 % y Dim 2 el 21,3 %). Las flechas apuntando en sentidos opuestos, como las del IBC y la DESEMPLEO, señalan correlaciones negativas (si el IBC crece, la tasa de desempleo tiende a disminuir, y viceversa), por otro lado aquellos ángulos próximos a 90 tales como el PIB y DESEMPLEO, TRM y DESEMPLEO, TRM y IBC, TIR y DESEMPLEO, TIR e IBC parecen no tener correlación.

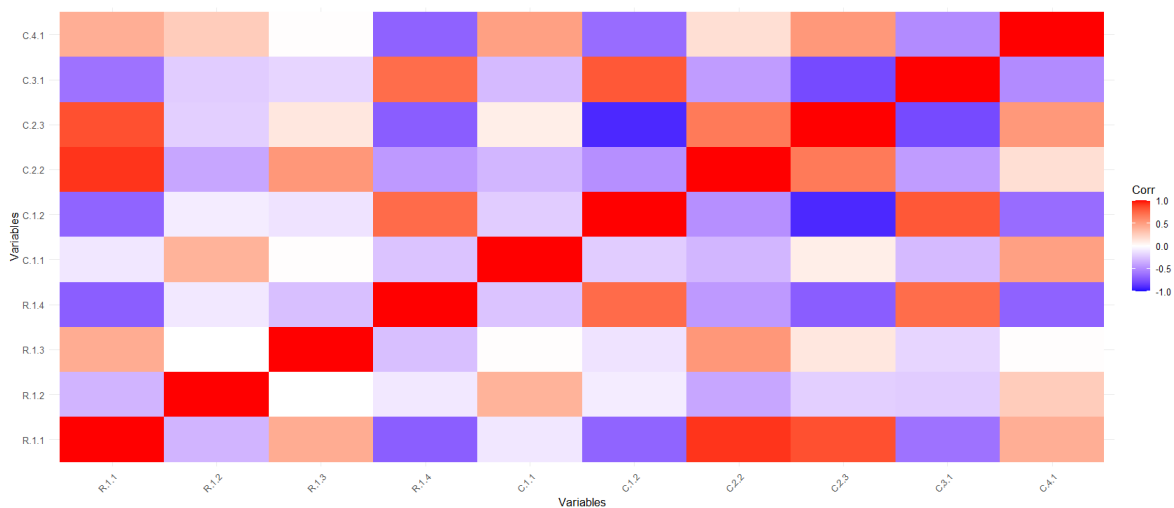


Figura 6.7: Correlación Indicadores de Calidad de la Cartera y CAMEL

En la Figura 6.7 Se observa que los indicadores de provisiones y cobertura de riesgo (C.2.2 y C.2.3) presentan una correlación muy alta con el indicador de calidad por riesgo (R.1.1), con coeficientes superiores a 0.85, lo que indica una relación lineal positiva fuerte entre estas variables. Esto sugiere que, a medida que las entidades refuerzan sus provisiones y elevan su cobertura para la cartera en riesgo, su métrica de calidad ajustada por riesgo mejora de forma similar. De esta misma forma, el indicador de crecimiento de la cartera por riesgo (R.1.3) muestra una correlación muy alta, con el patrimonio técnico sobre activos ponderados (C.1.2), lo cual indica que los periodos de expansión del crédito arriesgado suelen ir acompañados de un fortalecimiento proporcional del capital técnico para garantizar la solidez de la entidad.

Por otra parte, resaltan dos correlaciones negativas pronunciadas. En primer lugar, la cobertura de la cartera en riesgo (R.1.4) presenta un coeficiente cercano a -0.55 con el indicador de crecimiento por riesgo (R.1.3), lo que evidencia que cuando la proporción de crédito de alto riesgo crece, la capacidad de provisión por cada crédito puede tender a debilitarse. En segundo lugar, R.1.4 también se correlaciona fuertemente en sentido inverso con el indicador de patrimonio sobre capital social (C.1.1), indicando que los episodios de menor cobertura individual coinciden con caídas en la solvencia como ratio de patrimonio a capital social.

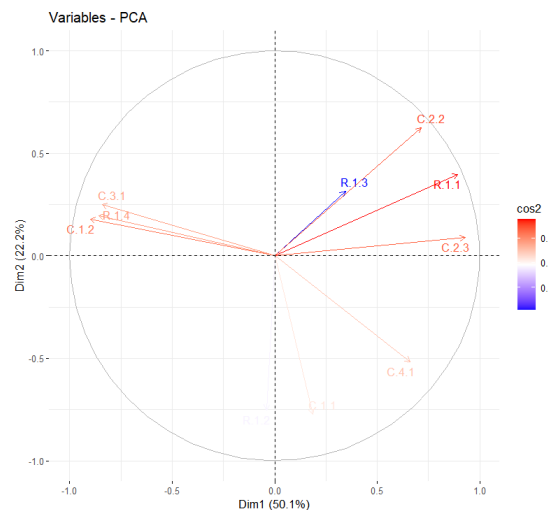


Figura 6.8: Cosenos Cuadrados Indicadores de Calidad de Cartera y Camel

La Figura 6.8 las dos primeros componentes (Dim1 = 50,1 % y Dim2 = 22,2 %),

se observa que se forman dos grupos claros de variables con fuertes relaciones. En el cuadrante positivo tanto de Dim1 como de Dim2, encontramos los indicadores de provisiones y cobertura C.2.2 (calidad con castigos) y C.2.3 (cobertura total en riesgo) junto a R.1.1 (calidad por riesgo), todos ellos con $\cos^2$ elevados y apuntando en dirección muy similar. R.1.3 (crecimiento de cartera por riesgo) también acompaña este bloque, aunque con un $\cos^2$ algo menor. Se puede decir que cuando las entidades endurecen provisiones y amplían cobertura, simultáneamente mejora su calidad ajustada por riesgo y crece la porción de crédito arriesgado.

En sentido opuesto, hacia la izquierda del eje horizontal, se agrupan C.1.2 (patrimonio técnico sobre los activos ponderados), C.3.1 (margen financiero) y R.1.4 (cobertura individual de riesgo), lo que revela una correlación muy fuerte con el primer grupo: los incrementos de provisiones y cobertura total suelen acompañarse de aumentos en el margen operativo y en la cobertura por crédito individual. Por último, las flechas casi perpendiculares entre sí por ejemplo, C.1.1 (patrimonio sobre el capital social) en contraste con C.2.2 o R.1.1 y los vectores de R.1.2, C.1.1 y C.4.1, que aparecen cercanos al origen, reflejan relaciones débiles, señalando que estos aportan información distinta que no está capturada por los dos primeros componentes.

En el análisis de la matriz de correlaciones, se identifican varios pares de indicadores con correlaciones elevadas. A partir de estos hallazgos, se procede a examinar dichos comportamientos con apoyo de gráficas temporales.

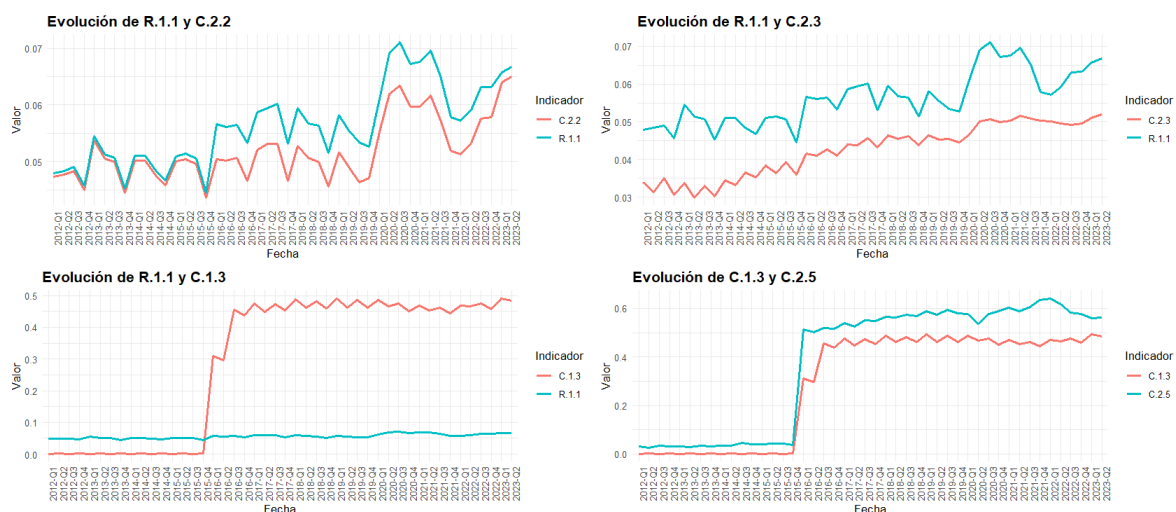


Figura 6.9: Evolución De Calidad De Cartera

De la Figura 6.9 se observa la calidad de cartera ajustada por riesgo (R.1.1) muestra una relación fuerte con los indicadores de provisiones endurecidas (C.2.2) y de cobertura total de la cartera en riesgo (C.2.3), lo que indica que al incrementarse los castigos y la cobertura global, la calidad de la cartera mejora de manera paralela. Del mismo modo, R.1.1 también presenta una asociación con la proporción de aportes sociales mínimos frente al capital social (C.1.3), sugiriendo que una base de capital no reducible más sólida tiende a acompañarse de carteras de mejor calidad ajustada por riesgo. Por su parte, C.1.3 se relaciona de forma buena forma con la cobertura individual de la cartera improductiva (C.2.5) y con la inversión en activos productivos (C.2.4), lo que revela que las entidades que cuentan con mayor capital social mínimo destinan simultáneamente recursos a provisiones individuales y a activos de bajo riesgo.

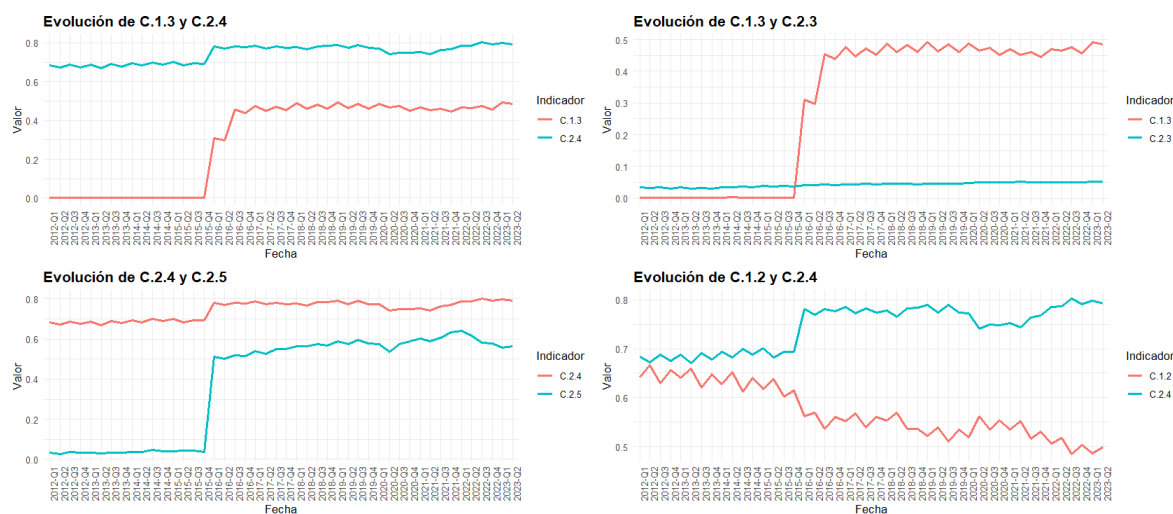


Figura 6.10: Dinámica de Capital Social y Activos Productivos

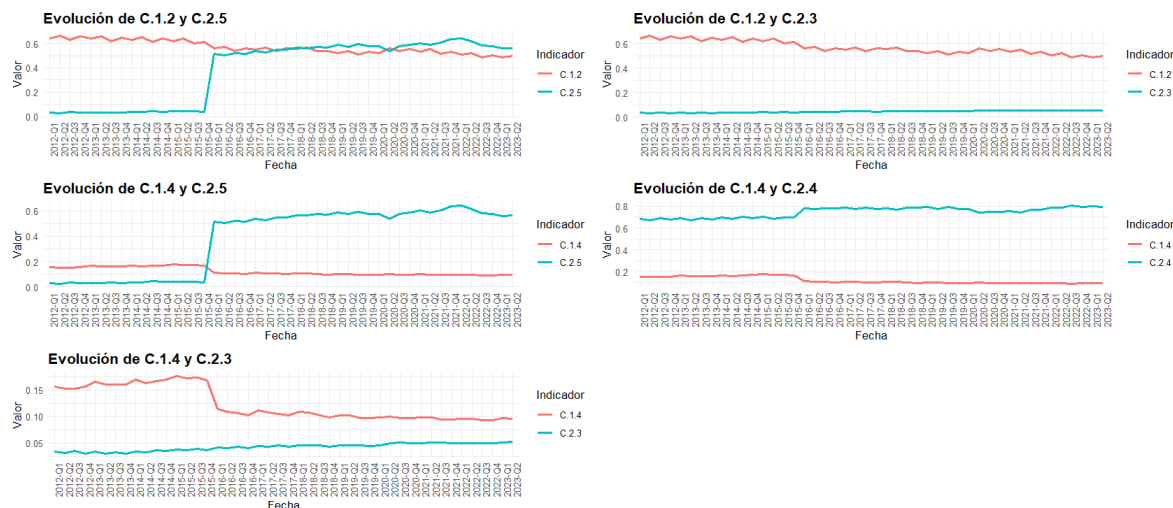


Figura 6.11: Tendencias de Colchones de Capital y Cobertura

En contraste con las Figuras 6.10 y 6.11, también aparecen correlaciones altas en sentido inverso que reflejan compensaciones entre provisiones y capital. Así, el indicador de patrimonio técnico sobre activos ponderados (C.1.2) se asocia negativamente con la cobertura total de la cartera en riesgo (C.2.3), con la cobertura individual de cartera improductiva (C.2.5) y con los recursos destinados a activos productivos (C.2.4), indicando que cuando el colchón de capital técnico aumenta, las necesidades de provisiones y de reasignación a activos de bajo riesgo tienden a moderarse. De igual manera, la proporción de capital institucional sobre el activo total (C.1.4) muestra una fuerte relación inversa con los mismos tres indicadores de

cobertura y provisión, lo cual confirma que un mayor peso de capital institucional suele ir acompañado de menores niveles de reservas tanto globales como individuales.

6.3 Comparación del Desempeño por las Métricas R^2 y Q^2 del Modelo PLS2 con uno y dos Rezagos Temporales en las Variables Macroeconómicas

Se ajustaron tres modelos de los cuales uno de ellos no tuvo rezago (Modelo Completo), y los otros si tuvieron rezagos de tiempo a uno y dos trimestres en las variables macroeconómicas del país (Modelo un rezago, Modelo dos Rezagos en variables macroeconómicas), posteriormente se observa como cambia el ajuste del modelo. Se observó que los efectos macroeconómicos pueden influir en los indicadores de calidad de cartera con ciertos rezagos en el tiempo. Esto significa que dichos efectos no se manifiestan de manera inmediata tras un cambio o factor que impacte la economía global del país, sino que se reflejan con posterioridad. En la siguiente tabla se muestra el porcentaje de variabilidad que es explicada por los modelos mediante el R^2 y Q^2 .

Cuadro 6.1: Valores de R^2 y Q^2 para Diferentes Estructura de Modelos y Número de Componentes

Componentes	R^2 Q^2		
	Modelo completo	Modelo 1 rezago	Modelo 2 rezagos
1	0.266 0.200	0.268 0.200	0.253 0.187
2	0.322 0.248	0.331 0.248	0.322 0.233
3	0.396 0.327	0.412 0.333	0.418 0.328
4	0.459 0.316	0.494 0.392	0.523 0.412

Para el modelo sin rezagos se muestra cómo el coeficiente de determinación (R^2) tiende a estabilizarse en la cuarta componente del modelo, alcanzando un valor de 45.9 %. Esto indica que el modelo logra explicar una parte considerable de la variabilidad en los indicadores de calidad de cartera, pero su capacidad predictiva es limitada. El (Q^2), que mide el poder predictivo del modelo, comienza a estabilizarse en la tercera componente con un valor de 31.6 %. Estos resultados sugieren que el modelo captura

ciertas tendencias, aunque su desempeño puede estar condicionado por la ausencia de efectos temporales en los datos.

Con respecto al modelo con un rezago, en esta se detalla un mejor rendimiento en términos de (R^2) , debido a que este llega al 49.4 % en la cuarta componente, lo que indica una mayor capacidad para explicar la varianza de los indicadores de calidad de cartera. Por otro lado, el (Q^2) se empieza a estabilizar cuando está próximo a 39.2 %, lo cual es una notable mejora en el poder predictivo del modelo.

Finalmente, el modelo con dos rezagos, se observa un comportamiento un poco mejor. El (R^2) alcanza el 52.3 % en la cuarta componente, lo que indica una mayor capacidad para explicar la varianza de los datos. Asimismo, el (Q^2) se estabiliza en 41.2 %, lo que sugiere una mejora en el poder predictivo del modelo. El uso de los dos rezagos permite al modelo capturar con mayor precisión los efectos macroeconómicos que se manifiestan con el tiempo, reflejando así un ajuste más acorde a la realidad. Es importante mencionar que el análisis de los rezagos permite identificar el tiempo necesario para que estos efectos se materialicen en los indicadores de calidad de cartera. Así, el uso de los modelo con rezagos contribuye a un entendimiento un poco mejor de las efectos macroeconómicos y su influencia en la calidad de las carteras.

Los resultados muestran que el modelo con dos rezagos tiene un desempeño superior al modelo sin rezagos, tanto en la explicación de la variabilidad como en su capacidad de predicción. La inclusión de rezagos temporales permite capturar mejor las fluctuaciones de los indicadores macroeconómicos, lo que se traduce en un modelo más fuerte para predecir fenómenos complejos. Esto sugiere que la consideración de efectos de rezagos temporales mejora la precisión de los modelos predictivos bajo el contexto de las variables macroeconómicas.

6.3.1 Revisión del Modelo Mediante T^2 y SPE

En adelante, al modelo con dos rezagos y cuatro componentes lo denominaremos simplemente “Modelo”. Para identificar observaciones atípicas o influyentes, se utiliza de forma conjunta el estadístico de Hotelling T^2 y el Error Cuadrático de Predicción (SPE).

El T^2 de Hotelling permite identificar observaciones fuera del comportamiento esperado del modelo en cada observación en el espacio de componentes latentes y se contrasta con el percentil 99 de la distribución ($F_{a,n-a}$) como umbral de control.

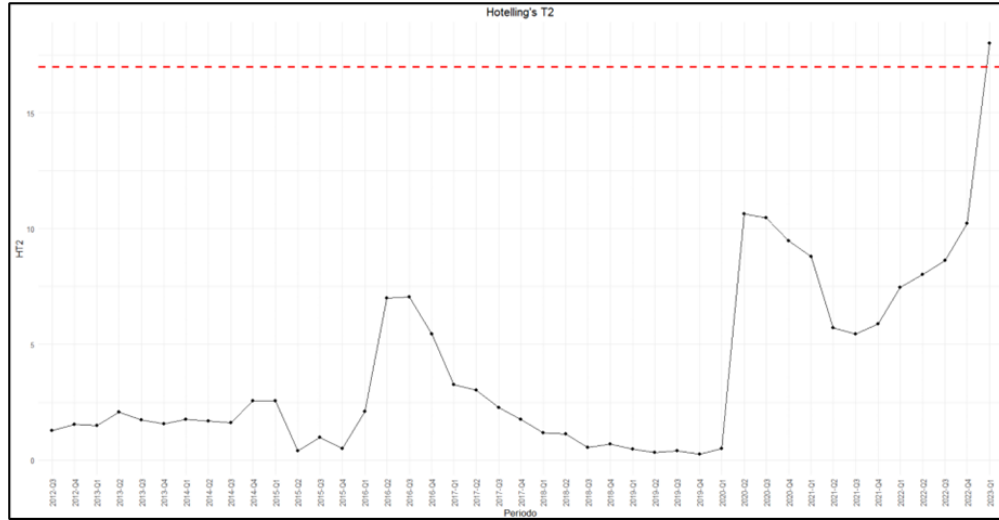


Figura 6.12: Gráfico T^2 Hotelling's

En la Figura 6.12, las observaciones por encima de la línea punteada se consideran fuera de la región de tolerancia y potencialmente influyentes. Destaca el primer trimestre de 2023 como el punto más alejado del centroide proyectado, sugiriendo un comportamiento inusual posiblemente vinculado a factores externos.

El SPE es una métrica que indica el error de predicción cuadrado para cada observación, es decir, la cantidad de variación en los datos que el modelo no puede explicar en el espacio latente con las cuatro componentes seleccionadas. Los puntos más altos representan observaciones donde el modelo tiene una menor capacidad de explicación.

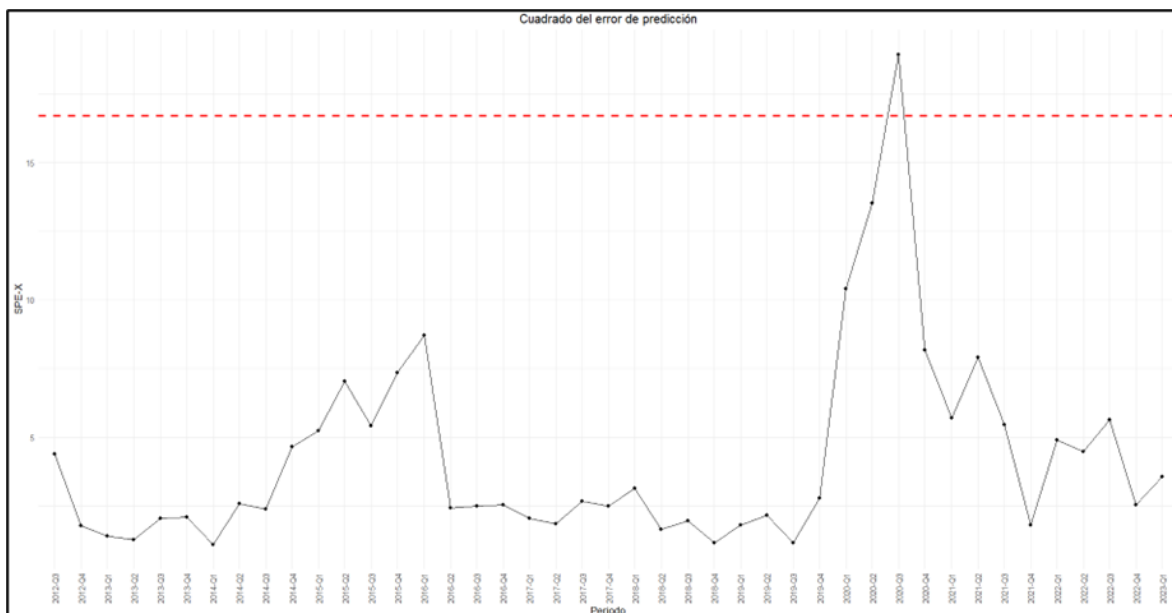


Figura 6.13: Gráfico SPE: Error de Predicción Cuadrada

Como se aprecia en la Figura 6.13, el periodo 2020-Q2 supera el umbral 0.99, siendo el más extremo. Este hallazgo coincide con los primeros trimestres de la pandemia de COVID-19 y confirmando que dichos eventos no han sesgado la estimación de los componentes latentes: el Modelo permanece robusto frente a estas perturbaciones.

El análisis conjunto de T^2 y SPE permite distinguir por un lado, los puntos de alta influencia en la estructura latente (identificados por un T^2 elevado), que pueden distorsionar la estimación de los componentes y por otro, los puntos con un elevado error de predicción cuadrática (SPE), que indican variaciones locales del sistema no capturadas por el modelo. Al combinar ambos diagnósticos, se obtiene una evaluación completa de la calidad del Modelo, ya que se identifican simultáneamente las observaciones que pueden afectar la estabilidad de la descomposición latente y aquellas donde la capacidad explicativa es insuficiente. De este modo, se refuerza la validez del Modelo al evidenciar su robustez frente a outliers y perturbaciones externas.

6.3.2 Análisis de las Cargas del Modelo

En el caso de datos económicos, los efectos de ciertas variables macroeconómicas no se reflejan de manera inmediata, sino que se manifiestan con rezagos en el tiempo. Este comportamiento plantea la necesidad de ajustar modelos que incorporen dichos rezagos, permitiendo capturar con mayor precisión estos efectos.

Durante la siguiente sección se realiza el análisis de las cargas para el modelo, con el objetivo de entender cómo las variables latentes contribuyen a la relación o predicción de los indicadores de interés. Dado que el modelo incorpora dos rezagos temporales, lo cual permite identificar y capturar los efectos macroeconómicos que influyen gradualmente en el sistema. A través del análisis de las cargas, se busca descomponer las relaciones entre las variables predictoras latentes y respuestas, con el fin de conocer cómo estos rezagos impactan la variabilidad y las proyecciones del modelo.

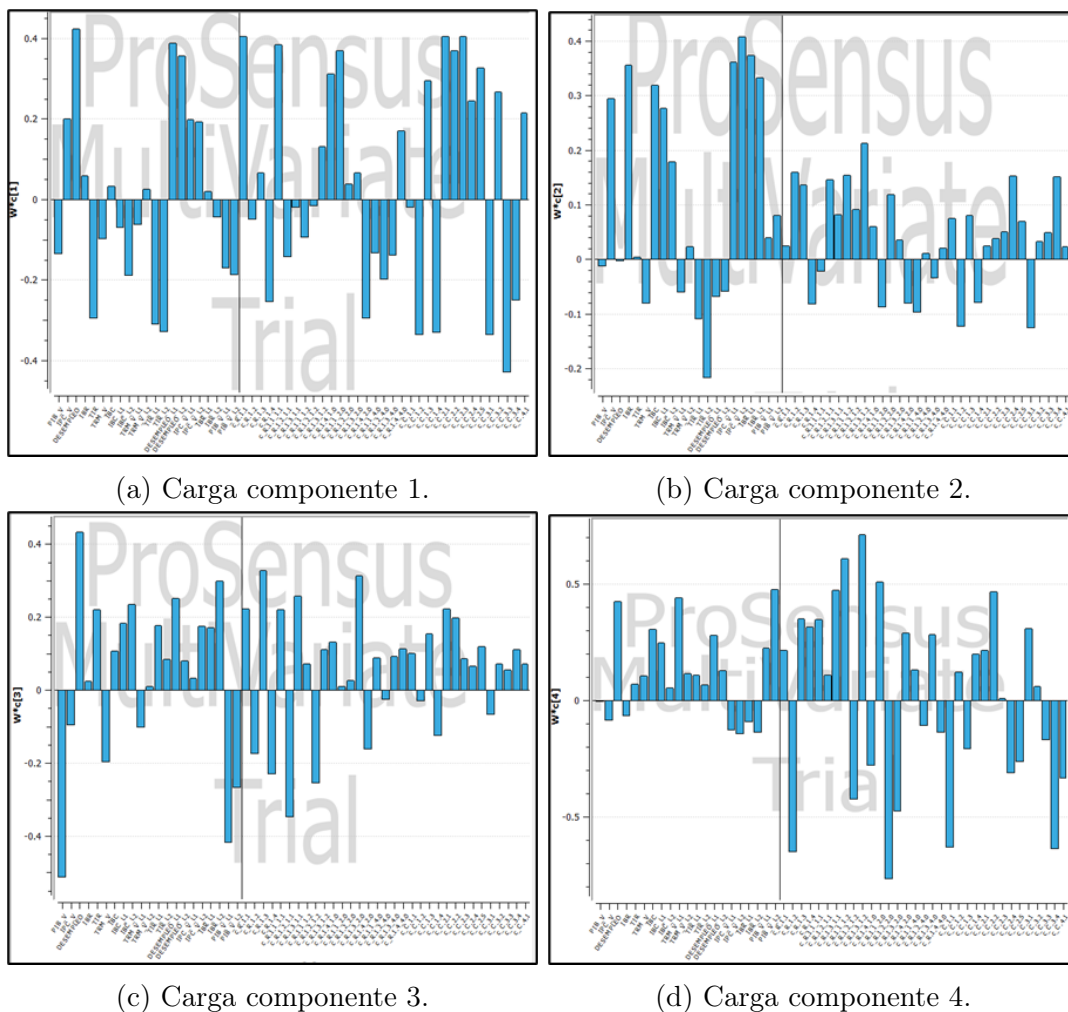


Figura 6.14: Cargas para el Modelo PLS2 con dos Rezagos Temporales.

Para el caso de ciertas variables exógenas, como los indicadores macroeconómicos, no se reflejan de manera inmediata, sino que se manifiestan con rezagos en el tiempo. Este comportamiento plantea la necesidad de ajustar modelos que incorporen dichos rezagos, permitiendo capturar con mayor precisión la dinámica de los fenómenos.

La Figura 6.14 (2A) representa una diferenciación entre las variables macroeconómicas que tienen efectos positivos y negativos sobre la calidad de la cartera. Los factores con un efecto positivo en esta componente incluyen el Índice de Precios al Consumidor (IPC) y el Desempleo, tanto en su valor contemporáneo como en sus rezagos de uno y dos periodos. Este comportamiento sugiere que el modelo está

capturando cómo los aumentos en el IPC y el Desempleo, en diferentes momentos, impulsan el comportamiento de las variables dependientes. Estos resultados pueden estar vinculados a la parte estructural de las economías en las que el aumento de precios y tasas de desempleo tienen efectos persistentes a lo largo del tiempo.

Por otro lado, los factores con cargas negativas, como la Tasa de Interés de Referencia (TIR), el Indicador Bancario de Consumo (IBC), el Producto Interno Bruto (PIB) y sus rezagos, así como la Tasa Representativa del Mercado (TRM), sugieren que un incremento en estas variables se asocia con una disminución en los resultados modelados para los indicadores de cartera dependientes. Entre estos indicadores se incluyen: Indicador de Calidad x Riesgo, Indicador de Cobertura, Indicador de Calidad x Riesgo en Consumo sin Libranza, Indicador de Crecimiento de Cartera por Riesgo en Consumo con Libranza, Indicador de Cobertura en Consumo, Indicador de Calidad por Riesgo, Indicador de Calidad por Riesgo con Castigos, Indicador de Cobertura de la Cartera Total en Riesgo, Activo Productivo, Indicador de Cobertura Individual de la Cartera Improductiva para la Cartera en Riesgo y el Indicador de Margen Neto. Esta relación negativa indica que los aumentos en la actividad económica o en las tasas de interés pueden disminuir el efecto sobre la calidad de los activos financieros en términos de riesgo o indicadores de capacidad de cobertura de la cartera, posiblemente mediante el encarecimiento del crédito o la disminución del consumo, afectando adversamente estos indicadores.

Para resumir, se puede decir que la primera componente parece capturar una dicotomía entre variables asociadas a factores inflacionarias y de desempleo, que actúan positivamente, y variables ligadas a la actividad económica y monetaria, que actúan de manera inversa. Este balance puede estar relacionado con la respuesta del sistema ante cambios macroeconómicos cíclicos, donde ciertos indicadores de presión económica (como el IPC y el desempleo) dominan la dinámica de esta primera componente, mientras que otros factores como la tasa de interés y la actividad económica reflejan efectos opuestos.

En la segunda componente representada en la Figura 6.14 (2B), observamos que las variables con efectos positivos incluyen el Índice de Precios al Consumidor (IPC), el Indicador Bancario de Consumo (IBC) y sus rezagos, el Índice de Bancario de Referencia (IBR), el Producto Interno Bruto (PIB) y sus rezagos, así como los rezagos de la

Tasa Representativa del Mercado (TRM). Estos factores sugieren que incrementos en los niveles de inflación, actividad económica y tasas de interés están contribuyendo positivamente a la variabilidad explicada por esta componente.

Por otro lado, las variables con cargas negativas, como el Desempleo y sus rezagos, así como la TRM y sus rezagos, indican que un aumento en estas variables tiene un efecto negativo en esta componente.

Este patrón podría estar representando una interacción cíclica económica en la que la inflación, la actividad crediticia y el crecimiento económico que son medidos a través del PIB y el IBC son factores que se fortalecen mutuamente. La relación positiva entre estas variables podría estar reflejando una fase de expansión en la economía, donde tanto los precios y el crédito aumentan en conjunto con el crecimiento económico. Sin embargo, el desempleo y la TRM actúan en sentido opuesto. Una posible interpretación es que un aumento en la TRM o en el desempleo puede limitar el crecimiento económico, reduciendo el consumo y la inversión, lo cual contrarresta el impacto positivo de las demás variables. El desempleo elevado puede ser visto como un factor de freno al crecimiento y al bienestar económico, mientras que una TRM más alta puede representar presiones inflacionarias externas o dificultades en el sector externo de la economía. Por lo tanto, esta segunda componente parece estar capturando una interacción entre el crecimiento económico y los factores que tienden a limitarlo, como el desempleo y las fluctuaciones en el tipo de cambio.

En la tercera componente de notada en la Figura 6.14 (2C), las variables con efectos positivos incluyen el IPC, el IBR, el IBC y su primer rezago, los rezagos del IPC y del IBC, el PIB y su primer rezago, así como los rezagos primero y segundo de la TRM. Por otro lado, las variables con cargas negativas abarcan el Desempleo y sus dos rezagos, así como los dos rezagos de la Tasa Interna de Retorno (TIR).

Esta componente parece capturar una relación entre la inflación, el crecimiento económico, el consumo, las tasas de interés y la competitividad externa, donde el incremento en estos factores se puede ser traducido en efectos positivos dentro del modelo. En particular, el IPC y sus rezagos continúan reflejando el impacto de la inflación sobre el sistema económico. El IBC y sus rezagos dan fuerza a la idea de que

un mayor nivel de consumo interno y crédito impulsa positivamente esta componente. Asimismo, el PIB y sus rezagos señalan que el crecimiento económico tiene un papel importante, reforzando los efectos positivos observados. Además, los rezagos de la TRM sugieren que los cambios en la tasa de cambio, probablemente asociados a la competitividad internacional y a las fluctuaciones en los mercados globales, también influyen de manera favorable en esta tercera componente. La conexión entre las tasas de interés (IBR) y el crecimiento económico resalta la interdependencia de las políticas monetarias y las dinámicas macroeconómicas internas. Por el lado negativo, el Desempleo y sus rezagos apuntan a que mayores niveles de desempleo deterioran el resultado de esta componente. Esto puede estar indicando que un aumento en el desempleo tiene un efecto adverso sobre el consumo, el crecimiento y la estabilidad económica general, lo cual es consistente con las interpretaciones de las componentes anteriores. Asimismo, los rezagos de la TIR con efectos negativos pueden estar sugiriendo que aumentos en la rentabilidad esperada de las inversiones, representados por la TIR en periodos anteriores, no necesariamente benefician a la economía en su conjunto, o que estos incrementos podrían estar reflejando fases de sobrecalentamiento económico que eventualmente se revierten en periodos posteriores. Estos efectos negativos podrían estar vinculados a ciclos de ajuste o correcciones tras periodos de expansión.

Finalmente la cuarta componente las variables con cargas positivas incluyen el Desempleo, la Tasa Interna de Retorno (TIR), el segundo rezago del IBC, los rezagos primero y segundo de la TIR, el segundo rezago del IBR, el IBC y su primer rezago, así como el primer y segundo rezago del Desempleo y del IBR. Mientras tanto, las variables con cargas negativas son el PIB, el IPC, los rezagos primero y segundo del PIB, el IBR, la TRM y sus dos rezagos, y el primer rezago del IPC. Estas cargas sugieren que la cuarta componente podría estar capturando una relación entre factores estructurales de largo plazo, como el desempleo y las tasas de rentabilidad, y su influencia en el sistema económico. Las variables con efectos positivos parecen destacar en un entorno en el que los aumentos en el Desempleo y en la TIR, junto con sus rezagos, se correlacionan con un comportamiento que impulsa esta componente, lo que sugiere que en esta dinámica los periodos de ajuste económico o desaceleración se reflejan con fuerza. El hecho de que tanto el Desempleo como sus rezagos tengan una influencia positiva podría interpretarse como una señal de que esta componente está capturando una fase de contracción económica o ajuste estructural, donde el

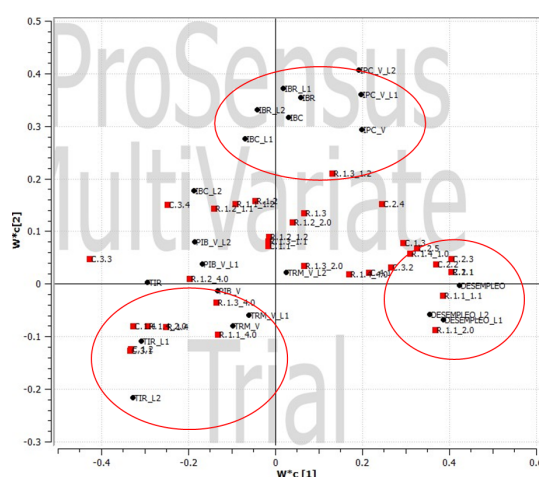
desempleo es alto o aumenta, y al mismo tiempo las expectativas de rentabilidad, como se observa en la TIR y sus rezagos, también juegan un papel importante. Esto podría reflejar un escenario en el que las inversiones esperan mayores retornos en escenarios de mayor incertidumbre, lo cual es común en momentos en los que la economía enfrenta desafíos.

Por otro lado, las variables con efectos negativos, como el PIB, el IPC y la TRM, junto con sus rezagos, sugieren que esta componente representa una fase en la que el crecimiento económico y la estabilidad de precios no están favoreciendo al sistema. El hecho de que tanto el PIB como sus rezagos tengan un impacto negativo podría estar indicando que un aumento en la actividad económica ya sea de consumo o producción no se correlaciona con una mejora en la situación general.

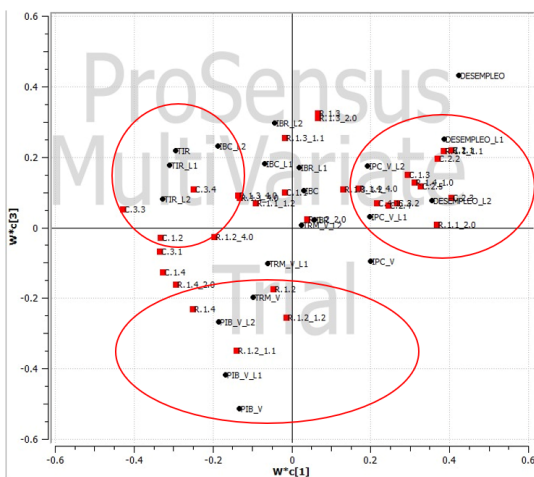
El comportamiento negativo del IPC y sus rezagos también refuerza esta interpretación. El aumento en la inflación, en lugar de tener un efecto positivo sobre el crecimiento o el bienestar económico, parece estar relacionado con una disminución de los resultados de esta componente. Esto puede deberse a que la inflación, cuando se combina con otros factores adversos como el desempleo o la contracción económica, tiende a erosionar el poder adquisitivo y generar inestabilidad, afectando negativamente la economía.

6.3.3 Impacto y Relación entre el Entorno Macroeconómico con la Calidad de la Cartera

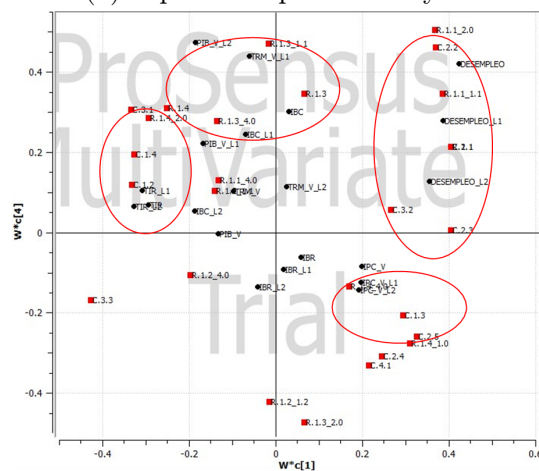
El objetivo de este apartado es evaluar el impacto de las variables macroeconómicas sobre la calidad de la cartera crediticia de los distintos segmentos, intentando identificar algunos patrones y dependencias existentes entre dichas variables. Se comentará un biplot que ayude a visualizar la interacción entre dichas variables, ofreciendo un diagnóstico de los factores económicos en general que influyen en el comportamiento de las carteras crediticias. A continuación se detalla el análisis para cada variable macroeconómica, en cada una de las combinaciones de los componentes.



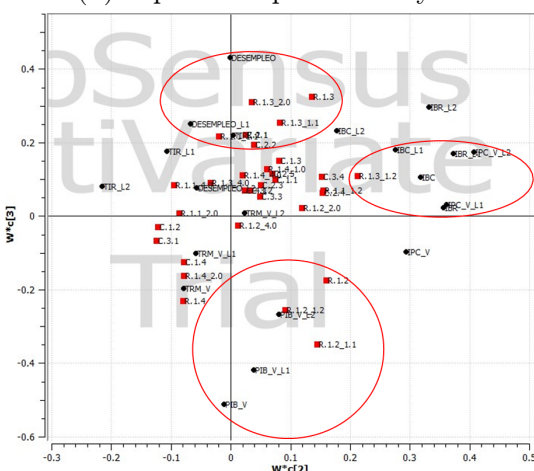
(a) Biplot Componentes 1 y 2.



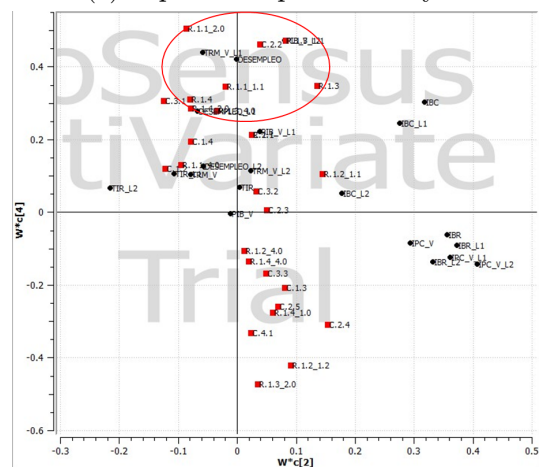
(b) Biplot Componentes 1 y 3.



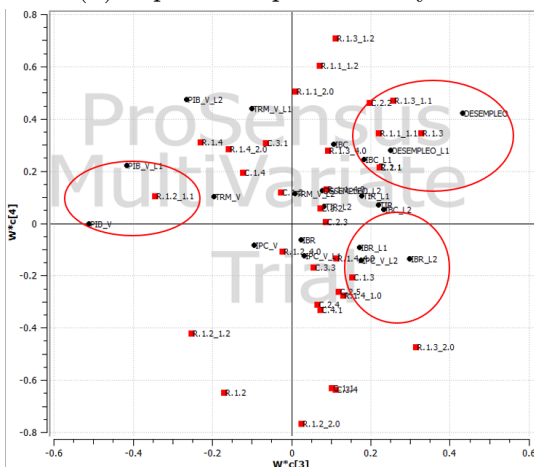
(c) Biplot Componentes 1 y 4.



(d) Biplot Componentes 2 y 3.



(e) Biplot Componentes 2 y 4.



(f) Biplot Componentes 3 y 4.

Figura 6.15: Biplot Modelo PLS2 Componentes.

6.3.4 Interpretación de los Indicadores

■ Interpretación Del Desempleo

Entre la componente 1 y 2 se encuentran las variables relacionadas con la tasa de desempleo y sus rezagos (DESEMPLEO, DESEMPLEO_L1, DESEMPLEO_L2), las cuales se encuentran cercanas a los indicadores de calidad de cartera en los segmentos de vivienda, consumo sin libranza y comercial (R.1.1, R.1.4_1.0, R.1.1_1.1, R.1.1_2.0) y de camel en el apartado de activos (C.2.1, C.2.2, C.2.3, C.2.5). Esta relación muestra que el desempleo es un factor que afecta la calidad de estas carteras. Una tasa alta de desempleo puede afectar la capacidad de pago, lo que se traduce en un incremento del riesgo crediticio, para este caso en segmentos como la vivienda, donde un aumento en la tasa de desempleo puede generar mayor morosidad debido a la dificultad para cumplir con los pagos de largo plazo. Los rezagos de esta variable indican que su efecto no es inmediato, sino que se manifiesta en el tiempo a 3 meses o 6 meses.

Cuando se analizan las componentes 1 y 3 se detalla que los rezagos del desempleo en gran medida afectan a los indicadores de calidad de la cartera en la cobertura y la rentabilidad de los créditos. El aumento del desempleo puede reducir los ingresos de los hogares y elevar el nivel de impago en el crédito comercial y de consumo. Esto se refleja en los indicadores de “Calidad x Riesgo” (R.1.1, R.1.1_1.1, R.1.1_2.0), ya que hay mayores retrasos en los pagos. Así, las instituciones financieras deberán a aumentar las provisiones para pérdidas esperadas, especialmente en sectores como los de consumo (R.1.1_1.1) o la vivienda (R.1.4_4.0), indicadores de cobertura (R.1.4_1.0, R.1.4_4.0). La tasa de desempleo también tiene un impacto en la calidad de los activos financieros, el capital de la economía solidaria (C.1.3) y su rentabilidad (C.4.1), por lo que podría ser necesario aumentar la cantidad de capital para poder solventar posibles influjos de pago debido al deterioro en los activos cartera (C.2.2, C.1.3, C.2.5).

Con las componentes 1 y 4 es posible que a medida que se incrementa la tasa de desempleo, se reduzcan los ingresos de los hogares, lo que dificulta el pago oportuno de los créditos recibidos en los segmentos de crédito comercial y de consumo. Esto queda reflejado en los indicadores de “Calidad x riesgo” (R.1.1, R.1.1_1.1, R.1.1_2.0) los cuales han estado presentes también en las

componentes anteriores, esto muestra que hay una mayor cantidad de pagos vencidos y existe un riesgo financiero adicional en estas categorías. Como resultado, para minimizar posibles pérdidas, las instituciones deben realizar cargos de activos por el deterioro de la cartera, estos se ven reflejado en los indicadores de CAMEL en el cual se muestra tambien un deterioro para el segmento de "Activos de Administración"(C.2.1, C.2.2, C.2.3, C.3.2) Cabe aclarar que al estar junto a sus rezagos trimestral y semestral esto nos indica que el efecto no es inmediato.

Para las componentes (1 y 4, 2 y 3, 2 y 4) los indicadores de calidad de cartera y los de camel mas cercanos al desempleo y su rezago a 3 meses son (R.1.3, R.1.3_1.1, R.1.3_2.0, C.2.1 y C.2.2) La falta de empleo hace que muchas personas no puedan cumplir con sus compromisos crediticios, lo que afecta directamente al Crecimiento de cartera por riesgo"(R.1.3, R.1.3_1.1, R.1.3_2.0). Esto se ve con mayor claridad en sectores como el consumo sin libranza y el comercial, donde los impagos se vuelven más frecuentes y las colocaciones de nuevos créditos disminuyen.

Además, el desempleo también tiene un impacto sobre la calidad de los activos. Los indicadores de calidad por riesgo (C.2.1) y de calidad por riesgo con castigos (C.2.2) reflejan cómo, al incrementarse la falta de pagos, las instituciones financieras enfrentan un deterioro en sus carteras. Esto las puede reflejarse en la toma de medidas adicionales, como aumentar las provisiones para cubrir posibles pérdidas.

■ Interpretación del Efecto del IPC

Para las componentes 1 y 2 la inflación no parece tener relación fuerte asociada a indicadores de calidad de la cartera, sin embargo con las componentes 1 y 3 la inflación puede afectar el costo de vida, lo que reduce la capacidad de pago y eleva el riesgo de incumplimiento. Esto afecta indicadores de cobertura (R.1.4_1.0, R.1.4_4.0) y de calidad de los activos (C.2.2, C.2.3), ya que los créditos castigados o improductivos tienden a incrementarse, estos efectos no necesariamente se ven reflejado al instanten, tambien se pueden ver reflejados en un semestre.

Además los márgenes de rentabilidad se ven afectados, ya que los costos operativos de las instituciones financieras aumentan mientras que los ingresos pueden no ajustarse al mismo ritmo, lo que influye negativamente en los márgenes operacionales y netos (C.3.2, C.4.1). La inflación tambien puede

deteriorar el valor real de los activos, haciendo que las instituciones financieras deban protegerse mediante una relación entre el capital social y los aportes (C.1.3), garantizando su estabilidad frente a las situaciones adversas en la economía.

Si se observa las componentes 1 y 4, se nota que la inflación y sus dos rezagos pueden afectar al indicador R.1.1_4.0 (Calidad de la Vivienda x Riesgo) ya que los altos precios pueden comprimir la capacidad de pago de los deudores hipotecarios elevando así el riesgo crediticio y deteriorando la calidad de la cartera de vivienda. Para el indicador C.1.3 (Relación entre las Contribuciones Sociales Mínimas No Reducibles y el Capital Social) la inflación merma el valor real del capital social, haciendo menos atractiva esta relación. Por último, el indicador C.2.5 (Cobertura Individual de la Cartera Improductiva para la Cartera en Riesgo) se ve afectado porque la alta inflación elevará la cartera improductiva, imposibilitando el cumplimiento de los pagos, y generando más presión sobre la cobertura de riesgos.

Para el resto de componentes la inflación parece no tener relación directa con indicadores de calidad o no esta siendo bien representadas en los planos.

■ Interpretación del Efecto del PIB

El PIB parece no estar bien representado en las componentes 1 y 2, sin embargo para la componente 1 y 3 se nota como este indicador y sus dos rezagos tienen relación algunos indicadores. Cuando se analiza el nivel de actividad económica y el poder adquisitivo de los consumidores el crecimiento del PIB ayuda directamente a aumentar el Indicador R.1.2 (Crecimiento de la cartera, general) porque un aumento de la actividad económica aumenta la demanda de crédito. Este mismo efecto se ve sobre el indicador R.1.2_1.1 (Crecimiento de la cartera en Consumo sin nómina) porque los consumidores que no están en nómina comienzan a asumir nuevas deudas con un mejor PIB. El Indicador R.1.2_1.2 (Crecimiento de la cartera en Consumo con nómina) también mejora ya que una mejor vida económica puede conducir a la estabilización de los ingresos y, por lo tanto, los trabajadores se ven incentivados a comprar a crédito para nóminas. El Indicador R.1.4_1.0 (Cobertura del consumo) también cambia porque con el aumento del PIB habría menos cobertura de la cartera de consumo porque disminuye el riesgo de los impagos.

Para las componentes 1 y 4 Un PIB en crecimiento suele reducir el riesgo global, disminuyendo la necesidad de cobertura en el indicador R.1.4 (Cobertura, General), lo mismo se ve reflejado en el indicador R.1.3_1.1 (Crecimiento de cartera por riesgo en Consumo sin libranza) ya que mayor PIB puede mejorar los ingresos de los consumidores sin libranza, favoreciendo el crecimiento de esta cartera. Por otro lado, el Indicador R.1.4_2.0 (Cobertura en Comercial) se puede beneficiar de un PIB positivo, ya que el crecimiento económico reduce el riesgo crediticio de las empresas comerciales, disminuyendo el influencia sobre la cobertura. Finalmente, el Indicador R.1.3_4.0 (Crecimiento de cartera por riesgo en Vivienda) está ligado al PIB, ya que un entorno económico favorable incentiva la inversión en vivienda y mejora la capacidad de pago en este sector.

En las componentes restantes, los indicadores que se muestran ya se han presentados en las anteriores componentes, tales indicadores como R.1.2, R.1.2_1.1 y R.1.1_1.2 o no se encuentran bien representados en el plano, lo que nos da a entender que el efecto de estos continúan tanto para el los valores del PIB contemporáneos y rezagados.

■ Interpretación del Efecto del IBR

La variable macroeconómica IBR no está siendo bien representada en la mayoría de los biplots, sin embargo, para el biplot con las componentes 3 y 4, el primer y segundo rezago temporal tiene relación con los indicadores R.1.4_1.0 (Cobertura en Consumo), ya que un aumento del IBR puede elevar los costos de financiamiento y, con ello, incrementar la necesidad de cobertura en créditos de consumo, también se relaciona con el R.1.4_4.0 (Cobertura en Vivienda), dado que el IBR afecta las tasas hipotecarias, influyendo en el riesgo de estas carteras, esto también se ve en C.1.3 (Relación entre Aportes sociales mínimos no reducibles y el Capital Social) se ve impactado, ya que cambios en el IBR pueden alterar la estructura de capital en función de las tasas de referencia, finalmente, el C.2.5 (Cobertura individual de la cartera improductiva para la cartera en Riesgo) está ligado, pues un IBR alto podría deteriorar la calidad crediticia, aumentando la necesidad de provisiones.

■ Interpretación del Efecto de la TIR

Los dos rezagos de la tasa de interés real en las componentes 1 y 2 podría incrementar el riesgo crediticio general, lo que afecta directamente al R.1.1

(Indicador de Calidad x riesgo, General), ya que mayores tasas elevan los costos de los préstamos, aumentando la posibilidad de que se incurra en incumplimiento, de esta misma manera el R.1.4_2.0 (Cobertura en Comercial) también se ve influido, ya que las economías enfrentan mayores costos financieros, incrementando su riesgo crediticio y por ende la necesidad de cobertura en esta cartera. Mirando el apartado de indicadores de CAMEL, el C.1.4 (Relación entre el Capital Institucional y el Activo Total) puede reflejar cómo cambios en la tasa de interés real pueden impactar la estructura de capital de las entidades financieras solidarias, cambiando la relación entre el capital institucional y los activos, debido a la variación en el valor presente de las obligaciones y las inversiones.

Bajo las componentes 1 y 3 la tasa de interés real y sus dos rezagos también presentan un impacto en los indicadores analizados. Para este caso se observa que no hubo indicadores de riesgo cercanos pero si indicadores CAMEL, en el caso de C.3.3 (Indicador de relación entre las obligaciones financieras y el pasivo total), un incremento en la tasa real puede aumentar las obligaciones financieras debido al mayor costo del endeudamiento, lo que altera la proporción del pasivo total asignado a estas obligaciones, esto puede reflejar una mayor presión sobre la administración financiera de las instituciones, por su parte el C.3.4 (Estructura de Balance) también es sensible a cambios en la tasa de interés real, ya que un aumento puede modificar la composición de los pasivos y los activos, afectando la estrategia de balance y la estabilidad financiera. Ambos indicadores reflejan cómo la tasa de interés real influye directamente en la gestión administrativa y en la estructura financiera de las entidades evaluadas.

En la figura 8.12 (c) se observa que la tasa de interés real presenta implicaciones directas sobre los indicadores C.1.2 (Patrimonio Técnico / Activos Ponderados por Riesgo) y C.4.1 (Indicador de margen neto), los cuales forman parte del tipo de indicadores CAMEL, con estos se puede evaluar la salud financiera de instituciones, para este caso en específico se centra en Capital y Rentabilidad, respectivamente, para C.1.2, clasificado dentro del componente Capital bajo la subcategoría de Relación de Solvencia, mide la capacidad de la institución para respaldar sus activos ponderados por riesgo, es posible que una tasa de interés real más alta puede aumentar el costo de financiación, afectando negativamente el patrimonio técnico y disminuyendo la capacidad de cobertura de los riesgos

asociados, lo que podría debilitar la solvencia. Por otro lado, el indicador C.4.1, que pertenece al tipo de indicador de rentabilidad, el cual refleja el margen neto generado por las operaciones de la institución. Este indicador esta expuesto variaciones en la tasa de interés real, debido a que mayores tasas pueden reducir los ingresos netos dado el encarecimiento del crédito y a una posible disminución en la demanda de productos financieros, afectando la rentabilidad de la entidades de economía solidaria.

■ Interpretación del Efecto en la TRM

La TRM en la Figura 8.12 (b) tiene una influencia significativa sobre los indicadores R.1.2 (Indicador de crecimiento de cartera) y R.1.2_1.2 (Indicador de crecimiento de cartera en Consumo con libranza), ambos relacionados con el riesgo en crédito, específicamente en la subcategoría de Crecimiento de cartera, con respecto a R.1.2, que mide el crecimiento general de la cartera crediticia, puede verse afectado por la TRM, ya que una devaluación de la moneda podría encarecer los bienes importados y reducir la capacidad de consumo en general, esto podría limitar el crecimiento de la cartera de crédito en sectores altamente dependientes de bienes o insumos importados.

Por otro lado, el indicador R.1.2_1.2, el cual evalúa el crecimiento de la cartera de consumo con libranza, está influenciado de manera similar, pero con un enfoque más específico, ya que si la TRM aumenta, el poder adquisitivo de los consumidores con libranza puede verse afectado, dado que sus ingresos fijos no compensan la inflación, lo que podría desacelerar el crecimiento de esta categoría de cartera.

Si se observa la figura 8.12 (e) La relación de la TRM rezagada a un trimestre con los indicadores R.1.1_2.0 y CAMEL C.2.2 son aquellos que se encuentran mas cercanos a este. El indicador R.1.1_2.0, que pertenece a la categoría de riesgo de crédito evalúa en la Calidad x riesgo para un segmento Comercial, es posible que un aumento en la TRM puede impactar negativamente este indicador, ya que una moneda más débil incrementa los costos de importación para las empresas, afectando su capacidad de cumplir con las obligaciones crediticias, esto finalmente se puede ver reflejado en un deterioro de la calidad de los créditos en el sector comercial.

Por otro lado el indicador C.2.2, parte del sistema CAMEL, el cual esta clasificado

en el componente de activos, este mide la calidad del portafolio considerando los castigos aplicados por riesgo, para este indicador de manera un aumento en los costos asociados a bienes y servicios importados puede generar mayor deterioro en los activos improductivos, incrementando los castigos aplicados a la cartera.

■ Interpretación del Efecto en el IBC

Para la figura 8.12 (c) el índice bancario corriente (IBC) y su primer rezago tiene una relación directa con los indicadores R.1.3 y R.1.3_4.0, ambos pertenecen a la categoría de Riesgo, dentro del tipo Crédito, y están enfocados en el Crecimiento de cartera por riesgo.

Inicialmente el indicador R.1.3 evalúa el crecimiento de la cartera considerando el nivel de riesgo global, cuando el IBC es alto, indica un buen desempeño financiero y mayor liquidez en las instituciones solidarias, lo que facilita el otorgamiento de créditos, en cuanto al indicador R.1.3_4.0, que se enfoca en el sector de Vivienda, un IBC elevado también resulta beneficioso.

6.3.5 Ajuste del Modelo PLS2

A lo largo de las gráficas mostradas previamente, se ha expuesto de manera visual el análisis realizado sobre los resultados obtenidos a partir del modelo utilizado, este modelo cuenta con múltiples variables de respuesta, lo que permite ver cómo cada una de ellas responde de manera específica a las variaciones en las variables explicativas, aunque la finalidad principal del estudio no es realizar predicciones si no entender el comportamiento y los efectos que las variables macroeconómicas tienen sobre la calidad de la cartera, es importante tenerlos en cuenta ya que estos valores reflejan la forma en que las variables explicativas influyen sobre las respuestas del modelo.

El proceso de ajuste de modelos ha sido realizado de manera individual para cada variable respuesta, lo cual se traduce en que para cada una de las variables respuestas, se ha creado un modelo independiente que ha sido ajustado de acuerdo a las características y comportamientos que presenta cada variable, como resultado de este ajuste, se obtienen coeficientes que están ajustados a cada variable respuesta, lo que permite observar y entender cómo se comportan las respuestas del modelo en función de las variables explicativas involucradas, estos coeficientes son fundamentales para

comprender las relaciones entre las diferentes variables y cómo afectan a las respuestas bajo estudio, proporcionando así una visión más detallada y precisa de las interacciones dentro del modelo. A continuación se muestran las tablas con los valores estimados de los coeficientes asociados a las variables macroeconómicas, en estas tablas las columnas representan las variables respuestas, mientras que las filas corresponden a las variables explicativas, lo que permite ver de forma clara el valor que toma cada coeficiente.

Los coeficientes pueden ser dispuestos como herramientas para proyectar cómo variaciones hipotéticas en los indicadores macroeconómicos se traducirían en cambios cuantitativos en los indicadores de calidad de cartera. Estas simulaciones serían útiles para la toma de decisiones ante escenarios macroeconómicos adversos, ya que permiten anticipar aumentos de morosidad o necesidades de provisión en distintos escenarios macroeconómicos.

Más allá del análisis de escenarios hipotéticos, los coeficientes pueden incorporarse directamente en modelos de probabilidad de incumplimiento, debido a que los analistas de riesgo, podrían ajustar los límites de exposición y colchones de capital según las condiciones macroeconómicas previstas.

Cuadro 6.2: Coeficientes del Modelo PLS2 (1)

	Variables Explicativas	R.1.1	R.1.2	R.1.3	R.1.4	R.1.1_1.1	R.1.2_1.1	R.1.3_1.1	R.1.1_1.2
1	DESEMPLEO	0.36	-0.37	0.31	-0.07	0.40	-0.31	0.30	0.25
2	DESEMPLEO_L1	0.27	-0.25	0.19	-0.06	0.30	-0.04	0.19	0.14
3	DESEMPLEO_L2	0.19	-0.12	0.09	-0.06	0.20	0.12	0.07	0.04
4	IBC	0.11	-0.16	0.19	0.04	0.13	0.18	0.20	0.24
5	IPC_V_L2	0.10	0.12	0.07	-0.17	0.05	-0.11	0.01	-0.03
6	IBC_L1	0.07	-0.14	0.18	0.03	0.09	0.12	0.19	0.21
7	IPC_V_L1	0.07	0.12	0.03	-0.12	0.03	-0.03	-0.02	-0.04
8	IPC_V	0.05	0.11	-0.01	-0.08	0.02	0.03	-0.04	-0.03
9	TRM_V_L1	0.05	-0.27	0.11	0.18	0.11	0.02	0.18	0.26
10	TRM_V_L2	0.04	-0.07	0.05	0.03	0.05	-0.02	0.06	0.07
11	IBR_L1	0.03	0.09	0.08	-0.10	0.00	-0.05	0.03	0.01
12	IBR_L2	0.03	0.09	0.09	-0.13	-0.01	-0.14	0.04	-0.01
13	IBR	0.02	0.09	0.04	-0.07	-0.00	0.04	0.00	0.01
14	IBC_L2	-0.01	-0.04	0.11	-0.00	-0.01	-0.03	0.10	0.09
15	PIB_V_L2	-0.03	-0.24	0.08	0.25	0.03	0.25	0.17	0.30
16	TIR	-0.05	-0.07	0.08	0.05	-0.04	0.00	0.09	0.09
17	TRM_V	-0.06	-0.04	-0.04	0.11	-0.04	0.09	-0.01	0.05
18	TIR_L1	-0.07	-0.10	0.06	0.08	-0.04	-0.01	0.09	0.09
19	TIR_L2	-0.11	-0.08	0.00	0.10	-0.08	-0.00	0.04	0.04
20	PIB_V_L1	-0.11	-0.06	-0.06	0.20	-0.08	0.17	0.00	0.13
21	PIB_V	-0.17	0.09	-0.18	0.15	-0.16	0.21	-0.13	-0.03

Cuadro 6.3: Coeficientes del Modelo PLS2 (2)

	Variables Explicativas	R.1.2_1.2	R.1.3_1.2	R.1.4_1.0	R.1.1_2.0	R.1.2_2.0	R.1.3_2.0	R.1.4_2.0	R.1.1_4.0
1	DESEMPLEO	-0.29	0.40	0.07	0.37	-0.30	-0.04	-0.08	0.04
2	DESEMPLEO_L1	-0.19	0.26	0.07	0.29	-0.20	-0.03	-0.07	0.01
3	DESEMPLEO_L2	-0.08	0.13	0.08	0.20	-0.09	-0.01	-0.08	-0.02
4	IBC	-0.13	0.30	-0.04	0.14	-0.19	-0.10	0.04	0.01
5	IPC_V_L2	0.05	0.03	0.14	-0.04	0.17	0.15	-0.16	-0.07
6	IBC_L1	-0.12	0.24	-0.05	0.08	-0.15	-0.05	0.04	0.03
7	IPC_V_L1	0.07	0.02	0.12	-0.02	0.15	0.09	-0.13	-0.07
8	IPC_V	0.08	0.02	0.09	0.00	0.10	0.03	-0.09	-0.07
9	TRM_V_L1	-0.16	0.28	-0.16	0.20	-0.35	-0.25	0.16	0.06
10	TRM_V_L2	-0.05	0.09	-0.02	0.07	-0.08	-0.05	0.02	0.01
11	IBR_L1	0.03	0.04	0.07	-0.07	0.12	0.11	-0.09	-0.04
12	IBR_L2	0.01	0.00	0.08	-0.11	0.15	0.17	-0.10	-0.02
13	IBR	0.05	0.04	0.06	-0.04	0.09	0.05	-0.07	-0.05
14	IBC_L2	-0.06	0.08	-0.03	-0.06	-0.02	0.04	0.02	0.04
15	PIB_V_L2	-0.12	0.30	-0.22	0.16	-0.37	-0.32	0.23	0.06
16	TIR	-0.08	0.04	-0.08	-0.07	-0.06	0.02	0.07	0.07
17	TRM_V	0.00	0.02	-0.09	0.02	-0.10	-0.12	0.10	0.02
18	TIR_L1	-0.09	0.03	-0.11	-0.05	-0.10	-0.02	0.10	0.08
19	TIR_L2	-0.06	-0.03	-0.12	-0.07	-0.09	-0.03	0.12	0.08
20	PIB_V_L1	0.02	0.10	-0.16	0.04	-0.18	-0.24	0.18	0.01
21	PIB_V	0.13	-0.08	-0.11	-0.05	-0.02	-0.17	0.12	-0.03

Cuadro 6.4: Coeficientes del Modelo PLS2 (3)

	Variables Explicativas	R.1.2_4.0	R.1.3_4.0	R.1.4_4.0	C.1.1	C.1.2	C.1.3	C.1.4	C.2.1	C.2.2
1	DESEMPLEO	-0.14	0.10	0.06	-0.23	-0.10	0.10	-0.11	0.36	0.44
2	DESEMPLEO_L1	-0.11	0.05	0.05	-0.16	-0.09	0.09	-0.10	0.27	0.32
3	DESEMPLEO_L2	-0.09	-0.00	0.05	-0.08	-0.10	0.09	-0.10	0.19	0.20
4	IBC	-0.09	0.08	-0.02	-0.16	-0.02	-0.01	0.01	0.11	0.18
5	IPC_V_L2	-0.02	-0.06	0.08	0.13	-0.14	0.14	-0.14	0.10	0.05
6	IBC_L1	-0.01	0.09	-0.02	-0.11	0.01	-0.02	0.03	0.07	0.13
7	IPC_V_L1	-0.02	-0.07	0.06	0.10	-0.13	0.12	-0.12	0.07	0.03
8	IPC_V	-0.03	-0.07	0.04	0.06	-0.11	0.08	-0.09	0.05	0.03
9	TRM_V_L1	-0.03	0.12	-0.08	-0.29	0.08	-0.13	0.12	0.05	0.16
10	TRM_V_L2	-0.02	0.03	-0.01	-0.07	0.00	-0.01	0.01	0.04	0.06
11	IBR_L1	0.01	-0.02	0.04	0.10	-0.07	0.08	-0.07	0.03	0.01
12	IBR_L2	0.02	-0.02	0.05	0.14	-0.05	0.09	-0.08	0.03	-0.01
13	IBR	-0.00	-0.04	0.03	0.07	-0.07	0.06	-0.06	0.02	0.01
14	IBC_L2	0.03	0.06	-0.01	0.01	0.04	-0.02	0.03	-0.01	0.01
15	PIB_V_L2	-0.01	0.13	-0.12	-0.32	0.12	-0.19	0.18	-0.03	0.10
16	TIR	0.05	0.08	-0.03	-0.02	0.10	-0.07	0.08	-0.05	-0.03
17	TRM_V	0.01	0.03	-0.05	-0.09	0.06	-0.09	0.08	-0.06	-0.03
18	TIR_L1	0.04	0.09	-0.05	-0.05	0.12	-0.09	0.11	-0.07	-0.03
19	TIR_L2	0.05	0.08	-0.06	-0.04	0.14	-0.11	0.13	-0.11	-0.08
20	PIB_V_L1	0.02	0.05	-0.10	-0.18	0.09	-0.16	0.15	-0.11	-0.04
21	PIB_V	0.04	-0.03	-0.08	-0.05	0.06	-0.12	0.11	-0.17	-0.15

Cuadro 6.5: Coeficientes del Modelo PLS2 (4)

	Variables Explicativas	C.2.3	C.2.4	C.2.5	C.3.1	C.3.2	C.3.3	C.3.4	C.4.1
1	DESEMPLEO	0.21	0.00	0.08	-0.04	0.17	-0.23	-0.33	-0.02
2	DESEMPLEO_L1	0.18	0.01	0.08	-0.05	0.13	-0.20	-0.26	0.01
3	DESEMPLEO_L2	0.15	0.04	0.09	-0.08	0.11	-0.17	-0.17	0.04
4	IBC	0.04	-0.03	-0.03	0.04	0.04	-0.04	-0.14	-0.08
5	IPC_V_L2	0.11	0.16	0.15	-0.17	0.07	-0.03	0.12	0.11
6	IBC_L1	0.00	-0.04	-0.05	0.05	0.02	0.01	-0.08	-0.08
7	IPC_V_L1	0.10	0.14	0.12	-0.15	0.06	-0.04	0.09	0.09
8	IPC_V	0.09	0.11	0.10	-0.12	0.05	-0.06	0.04	0.07
9	TRM_V_L1	-0.03	-0.17	-0.15	0.17	0.00	-0.06	-0.28	-0.17
10	TRM_V_L2	0.01	-0.03	-0.02	0.02	0.01	-0.01	-0.07	-0.03
11	IBR_L1	0.04	0.10	0.08	-0.09	0.02	0.03	0.13	0.05
12	IBR_L2	0.02	0.10	0.08	-0.09	0.01	0.07	0.18	0.06
13	IBR	0.04	0.09	0.06	-0.08	0.02	0.00	0.08	0.04
14	IBC_L2	-0.05	-0.02	-0.04	0.04	-0.02	0.09	0.07	-0.04
15	PIB_V_L2	-0.09	-0.20	-0.21	0.22	-0.04	-0.01	-0.27	-0.21
16	TIR	-0.10	-0.08	-0.09	0.11	-0.06	0.13	0.05	-0.07
17	TRM_V	-0.06	-0.08	-0.09	0.09	-0.04	0.01	-0.08	-0.07
18	TIR_L1	-0.11	-0.11	-0.11	0.14	-0.07	0.12	0.01	-0.09
19	TIR_L2	-0.14	-0.13	-0.13	0.15	-0.08	0.12	0.02	-0.09
20	PIB_V_L1	-0.10	-0.13	-0.16	0.15	-0.06	0.01	-0.14	-0.14
21	PIB_V	-0.10	-0.07	-0.10	0.08	-0.07	0.03	-0.02	-0.06

7. Conclusiones

El análisis exploratorio de los datos macroeconómicos en este estudio ha sido clave para comprender la evolución y las relaciones entre diversos indicadores económicos en Colombia, así como para establecer las bases para modelos explicativos o predictivos, en términos generales se observó que las principales variables macroeconómicas como el PIB, TIR, IPC, TRM presentan comportamientos fluctuantes pero algunos reflejan patrones a lo largo del tiempo, este caso se observó cuando PIB mostró una tendencia bajista sostenida desde 2014 hasta inicios de 2018, lo cual podría estar relacionado con las políticas monetarias restrictivas del país y los efectos de la inflación durante ese período.

Se encontró un cambio de tendencia en el crecimiento del PIB en 2018, este pudo tener relación por la crisis del covid-19 en 2020, lo que generó una caída del PIB hasta 2021, además se observó que la relación entre ciertos indicadores como el IPC y el IBR muestran una correlación alta debido a la influencia de las políticas monetarias en ambos, finalmente podemos decir que la comprensión de estas relaciones y la variabilidad de los indicadores permitirá realizar ajustes en los modelos estadísticos y una mejor interpretación de las dinámicas económicas a futuro.

El análisis de la tasa de desempleo también reveló un patrón estacional significativo hasta 2020, tuvo un incremento fuera de la tendencia habitual debido a la crisis sanitaria, lo que muestra cómo eventos inesperados pueden alterar las tendencias en el sector laboral del país, el análisis de la TIR y la TRM mostró fluctuaciones más marcadas, especialmente en la TIR, que refleja las variaciones en las políticas monetarias y su influencia sobre la economía, La TRM por su parte presentó una variación más constante, lo que podría estar relacionado con los efectos globales sobre la moneda nacional.

Los hallazgos de este análisis exploratorio permiten identificar periodos de tiempo en los que podrían existir causalidades explicables que interfieran en el comportamiento de estas variables, tales como la crisis económica y sanitaria del COVID-19, la cual fue un punto de inflexión que afectó el entorno macroeconómico y su influencia se observó

en muchos de los indicadores estudiados.

El análisis descriptivo conjunto entre los indicadores macroeconómicos y de calidad de la cartera ha sido fundamental para entender la relación entre el desempeño económico del país y la estabilidad financiera de las entidades de economía solidaria, esto ha permitido identificar cómo las fluctuaciones en variables macroeconómicas afectan de forma directa a la calidad de la cartera de estas instituciones, tal como se observó que durante los períodos de expansión económica, cuando el PIB crece existe una tendencia a que la calidad de la cartera disminuya, esto puede explicarse por bajos estándares crediticios de las instituciones financieras en tiempos de crecimiento económico, lo que conlleva a la aprobación de préstamos a prestatarios con mayores riesgos.

El análisis conjunto entre el IPC y los indicadores de calidad de la cartera muestra cómo la inflación afecta el poder adquisitivo, lo que disminuye la capacidad de pago de los prestatarios y reduce la calidad de la cartera, además los movimientos en las tasas de interés y los márgenes financieros reflejados en el indicador IBC también tienen efectos en la calidad de la cartera. El uso de estos indicadores macroeconómicos en la gestión de riesgos permite a las instituciones anticipar problemas de morosidad y ajustar sus estrategias ante eventos adversos, mejorando la estabilidad y previsibilidad de la calidad de la cartera a largo plazo.

El análisis comparativo entre los modelos PLS2 con y sin rezagos, tanto desde la perspectiva del estadístico T^2 de Hotelling como de los coeficientes R^2 y Q^2 , demuestra que el modelo con rezagos ofrece un desempeño superior. En primer lugar, el modelo rezagado logra capturar de manera más precisa los efectos macroeconómicos diferidos, lo que se refleja en su mayor capacidad para explicar la variabilidad de los datos (R^2 de 52.26 %) y en un poder predictivo más robusto (Q^2 de 41.16 %). En contraste, el modelo sin rezagos presenta un R^2 de solo 45.91 % y un Q^2 de 31.57 %, lo que indica que, aunque es capaz de captar ciertas tendencias, su precisión predictiva y explicativa es limitada al no considerar los efectos temporales que influyen en los indicadores de calidad de cartera.

El uso de rezagos temporales donde los efectos de las variables exógenas no se reflejan de manera inmediata en los indicadores de interés, como ocurre en las variables

macroeconómicas, ignorar estos rezagos podría llevar a un modelo subestimado que no captura adecuadamente las fluctuaciones y comportamientos latentes. En este sentido, el modelo con dos rezagos ofrece una mayor robustez y confiabilidad, permitiendo una mejor caracterización de los fenómenos complejos que afectan el sistema.

La inclusión de rezagos temporales no solo mejora el ajuste del modelo en términos estadísticos, sino que también contribuye a una mejor interpretación de los comportamientos inusuales y su relación con eventos macroeconómicos.

Es importante tener en cuenta que los resultados de este estudio confirman la existencia de una relación estadística entre los ciclos macroeconómicos de Colombia y los indicadores de calidad de cartera en las instituciones de economía solidaria. De manera específica, se observó que el Producto Interno Bruto (PIB) presenta una correlación negativa con las tasas de mora y pérdida esperada: incrementos sostenidos del PIB se traducen en reducciones de la cartera vencida y en una mayor recuperación de activos. Por el contrario, la tasa de desempleo se asocia positivamente con la morosidad, de modo que episodios de elevado desempleo anticipan aumentos en las cuentas en riesgo y en las provisiones requeridas. Asimismo, la inflación medida por el Índice de Precios al Consumidor (IPC) impacta negativamente la rentabilidad neta y la cobertura de provisiones, dado que erosiona el poder de pago de los deudores y encarece los costos de operación de las entidades.

En segundo lugar, estas relaciones reflejadas en un R^2 de 52.3 % y un Q^2 de 41.2 % para el modelo PLS2 tienen claras implicaciones en la gestión del riesgo crediticio. Se recomienda a los analistas de riesgo incorporar de manera explícita el PIB, el desempleo y el IPC en sus modelos de probabilidad de incumplimiento y de pérdida dado incumplimiento, de forma que los pronósticos de mora y pérdida respondan a las dinámicas macroeconómicas. Además, ajustar los umbrales de alerta temprana y las políticas de provisiones en función de las proyecciones de estos indicadores permitirá anticipar escenarios adversos, mejorando el estado de las carteras ante efectos negativos macroeconómicos.

Finalmente, los hallazgos refuerzan y extienden la evidencia reportada en la literatura financiera y de econometría de la salud crediticia. Estudios como los de Muñoz (2019) y Romero (2015) habían documentado los efectos retardados del PIB y

del desempleo en la mora bancaria, mientras que Helbling et al. (2021) demostraron la coevolución de los ciclos económicos y crediticios con rezagos similares. La presente investigación, aplicada al sector de economía solidaria, confirma estos patrones y muestra que el empleo de modelos PLS2 con rezagos temporales captura de manera más fiel la transmisión de las variables macroeconómicas a los indicadores de cartera, validando su uso para diseñar estrategias de gestión de riesgo más efectivas.

Referencias

Abdi, H. (2007). Partial least squares regression and projection on latent structure regression (PLS Regression). WIREs Computational Statistics.

Asobancaria. (2022). Banca y economía: Evolución del ciclo crediticio en Colombia. Dirección.

Ayayi, A. G. (2012). Microfinance institutions in China: An overview and empirical survey. *International Journal of Economics and Finance*, 4(4), 176–184. <https://doi.org/10.5539/ijef.v4n4p176>

Banco de la República. (n. d). Tasa de cambio o tasa de cambio representativa del mercado (TRM). Recuperado de <https://www.banrep.gov.co/es/glosario/tasa-cambio-representativa-mercado-trm>

Banco de la República. (n. d). Indicador Bancario de Referencia (IBR). Recuperado de <https://www.banrep.gov.co/es/glosario/indicador-bancario-referencia-ibr>

Correa, C. I.O., Álvarez, O. L. A. (2005). Las organizaciones de economía solidaria: Un modelo de gestión innovador. *Cuadernos de Administración*, 21(34), 97–110.

De Nardi, F. (2018). Partial Least Squares for Classification: a new point of view (Tesis doctoral). Universidad de Padova.

Dunn, K. A. (2011). Latent variable methods course.

Dunn, W. J. (2011). Latent variable calculation methods for chemical and biological analysis using the partial least squares (PLS) algorithm. En G. Buba et al. (Eds.), *Comprehensive Chemometrics* (Vol. 2, pp. 117–127). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-44-452701-1.00077-9>.

Dunn, K. (2010). The construction of partial least squares (PLS) coefficient plots and regression coefficient matrices. LearnChem Latent Variable Modelling Course Notes.

Guzmán del Castillo, M. X. (2008). El interés moratorio: ¿Es un mecanismo de indemnización de perjuicios suficiente? Boletín de Estudios Económicos, 63, 45–68.

Hernando, I., Santabárbara, D., & Vallés, J. (2015). El tipo de interés real mundial: Evolución histórica y perspectivas. Boletín Económico/Banco de España, 12/2015, 83–94.

Hotelling, H. (1931). The generalization of Student's ratio. Annals of Mathematical Statistics, 2(3), 360–378.

Hotelling, H. (1992). Relations between two sets of variates. In Breakthroughs in statistics: methodology and distribution (pp. 162-190). New York, NY: Springer New York.

Kjosevski, J., & Petkovski, M. (2017). Non-performing loans in Baltic States: Determinants and macroeconomic effects. Baltic Journal of Economics, 17(1), 25–44. <https://doi.org/10.1080/1406099X.2016.1246234>

Koju, L., Koju, R., & Wang, S. (2020). Macroeconomic determinants of credit risks: Evidence from high-income countries. European Journal of Management and Business Economics, 29(1), 41–53. <https://doi.org/10.1108/EJMBE-02-2018-0032>

Lara, C. P. (2008). Técnicas estadísticas multivariantes para la generación de variables latentes. Revista Escuela de Administración de Negocios, 64, 89–99.

Madariaga, J. (2000). Dornbusch, Rudiger; Fischer, Stanley; Startz, Richard: “Macroeconomía” (Book Review). Boletín de Estudios Económicos, 55, 382.

Mankiw, N. G. (2021). Principles of economics (9a ed.). Cengage Learning.

Mardia, K. V., Kent, J. T., & Bibby, J. M. (1979). Multivariate analysis. Academic Press.

Mevik, B. H., & Wehrens, R. (2007). The pls package: Principal component and partial least squares regression in R. *Journal of Statistical Software*, 18(2), 1–24.

Mevik, B. H., & Wehrens, R. (2015). Introduction to the pls package. Sección de ayuda del paquete “pls” en RStudio, 1–23.

Moreta Martínez, V. H., & DT Caisa, D. (2014). La recuperación de cartera vencida y su influencia en la rentabilidad de la empresa Marcimex SA, en Ambato (Tesis de licenciatura). Universidad Técnica de Ambato, Facultad de Ciencias Administrativas.

Muñoz, J. (1999a). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Un estudio aplicado al caso peruano. *Revista de la CEPAL*, 68, 145–160.

Muñoz, J. (1999b). Calidad de cartera del sistema bancario y el ciclo económico: Una aproximación econométrica para el caso peruano. *Revista de Estudios Económicos*, 4, 107–118.

NG Palacio, V., & Velásquez Olarte, F. (2016). Relación entre la calidad de la cartera de los bancos y los ciclos económicos en Colombia entre 2002-2014. *Estudios Financieros Solidarios*, 5(2), 15–37.

Nomikos, P., & MacGregor, J. F. (1995). Multivariate SPC charts for monitoring batch processes. *Journal of Quality Technology*, 27(4), 293–311. <https://doi.org/10.1080/00224065.1995.11979561>

Ollague Valarezo, J. K., Ramón Ramón, D. I., Soto González, C. O., & Novillo, E. F. (2017). Indicadores financieros de gestión: Análisis e interpretación desde una visión retrospectiva y prospectiva. *INNOVA Research Journal*, 2(8.1), 22–41.

Oyedele, O. (2014). The construction of a partial least squares biplot (Tesis de maestría). University of Cape Town.

Párraga Franco, S. M., Pinargote Vázquez, N. F., García Álava, C. M., & Zamora Sornoza, J. C. (2021). Indicadores de gestión financiera en pequeñas y medianas empresas en Iberoamérica: Una revisión sistemática. *Dilemas Contemporáneos:*

Educación, Política y Valores, 45–68.

Perez, J. C. L. (2023). La dinámica multifactorial del desempleo dominicano 2014-2024. *Ciencia, Economía y Negocios*, 7(1), 7–26.

Pinzón, J. E. D. (2018). Modelos media móvil simple y media móvil exponencial como pronóstico de la acción de ISA. *FACE: Revista de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales*, 18(1), 44–52.

Romero, J. V. (2015). Calidad de la cartera y ciclo económico: Algunos hechos estilizados en Colombia. *Observatorio Económico Colombia*, BBVA Research.

Rosipal, R., & Krämer, N. (2006). Overview and recent advances in partial least squares. En *Latent Variable Methods and Applications* (pp. 85–109). Springer.

Stickney, C. P., & Schipper, K. (2012). *Contabilidad financiera: Una introducción a conceptos, métodos y usos*. Cengage Learning.

Superintendencia de la Economía Solidaria. (2021). *Actualización Circular Básica Contable y Financiera*.

Superintendencia de Economía Solidaria. (2021). *Informe Década: Evolución en la última década de las entidades vigiladas por la Superintendencia de Economía Solidaria 2010-2020. Delegatura para la Supervisión y el Ahorro y la Forma Asociativa*. Noviembre 2021.

Superintendencia Financiera de Colombia & Banca de las Oportunidades. (2022). *Reporte de inclusión financiera 2021*. Elaborado con el apoyo del equipo técnico de la Superintendencia Financiera y la Banca de las Oportunidades, bajo la dirección de Jorge Castaño Gutiérrez y Freddy Castro. Bogotá, Colombia. Julio 2022.

Supersolidaria, DE. (2024). *Economía solidaria en cifras: Caracterización*. Superintendencia de la Economía Solidaria.

Stocchero, M., Locci, E., d'Aloja, E., Nioi, M., Baraldi, E., & Giordano, G. (2019).

PLS2 in Metabolomics. Metabolites, 9(3), Art.51.
<https://doi.org/10.3390/metabo9030051>

Vega-Vilca, J. C., & Guzmán, J. (2011). Regresión PLS y PCA como solución al problema de multicolinealidad en regresión múltiple. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 18(1), 9–20. <https://doi.org/10.15517/rmta.v18i1.2111>

Wold, S., Sjöström, M., & Eriksson, L. (2001). PLS-regression: A basic tool of chemometrics. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 58(2), 109–130. [https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(01\)00155-1](https://doi.org/10.1016/S0169-7439(01)00155-1)

A. Apendice 1: Indicadores de Calidad de Cartera

Código	Categoría	Subcategoría	Descripción
R.1.1	Riesgo	Crédito	Calidad x riesgo
R.1.2	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera
R.1.3	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera por riesgo
R.1.4	Riesgo	Crédito	Cobertura
R.1.1_1.1	Riesgo	Crédito	Calidad x riesgo en Consumo sin libranza
R.1.2_1.1	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera en Consumo sin libranza
R.1.3_1.1	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera por riesgo en Consumo sin libranza
R.1.1_1.2	Riesgo	Crédito	Calidad x riesgo en Consumo con libranza
R.1.2_1.2	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera en Consumo con libranza
R.1.3_1.2	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera por riesgo en Consumo con libranza
R.1.4_1.0	Riesgo	Crédito	Cobertura en Consumo
R.1.1_2.0	Riesgo	Crédito	Calidad x riesgo en Comercial
R.1.2_2.0	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera en Comercial
R.1.3_2.0	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera por riesgo en Comercial
R.1.4_2.0	Riesgo	Crédito	Cobertura en Comercial
R.1.1_4.0	Riesgo	Crédito	Calidad x riesgo en Vivienda
R.1.2_4.0	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera en Vivienda
R.1.3_4.0	Riesgo	Crédito	Crecimiento de cartera por riesgo en Vivienda
R.1.4_4.0	Riesgo	Crédito	Cobertura en Vivienda

Cuadro A.1: Indicadores de Riesgo

B. Apendice 2: Indicadores CAMEL

Código	Categoría	Subcategoría	Descripción
C.1.1	CAMEL	Capital	Patrimonio / Capital social
C.1.2	CAMEL	Capital	Patrimonio Técnico / Activos Ponderados por Riesgo
C.1.3	CAMEL	Capital	Relación entre los Aportes sociales mínimos no reducibles y el Capital Social
C.1.4	CAMEL	Capital	Relación entre el Capital Institucional y el Activo Total
C.2.1	CAMEL	Activo	Calidad por riesgo
C.2.2	CAMEL	Activo	Calidad por riesgo con castigos
C.2.3	CAMEL	Activo	Cobertura de la Cartera Total en Riesgo
C.2.4	CAMEL	Activo	Activo Productivo
C.2.5	CAMEL	Activo	Cobertura individual de la cartera improductiva para la cartera en Riesgo
C.3.1	CAMEL	Administración	Margen Financiero de Operación
C.3.2	CAMEL	Administración	Margen Operacional
C.3.3	CAMEL	Administración	Relación entre las obligaciones financieras y el pasivo total
C.3.4	CAMEL	Administración	Estructura de Balance
C.4.1	CAMEL	Rentabilidad	Margen neto

Cuadro B.1: Indicadores CAMEL