



**UNIVERSIDAD
DE ANTIOQUIA**

Riesgo de crédito y sus determinantes macroeconómicos: evidencias para el caso colombiano

José Franco Sepúlveda

Trabajo de grado presentado para optar al título de Magíster en Métodos Cuantitativos para Economía y Finanzas

Asesor

Mauricio Lopera Castaño, Magíster (MSc) en Estadística

Universidad de Antioquia

Facultad de Ciencias Económicas

Maestría en Métodos Cuantitativos para Economía y Finanzas

Medellín, Antioquia, Colombia

2026



UNIVERSIDAD DE ANTIOQUIA

Cita	(Franco Sepúlveda, 2026)
Referencia	Franco Sepúlveda, J. (2026). Riesgo de crédito y sus determinantes macroeconómicos: evidencias para el caso colombiano [Tesis de Maestría]. Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia.
Estilo APA 7 (2020)	



Maestría en Métodos Cuantitativos para Economía y Finanzas, Cohorte IV.

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Tabla de contenido

Resumen	4
Abstract	5
1. Introducción	6
2. Marco teórico	7
3. Datos y metodología	12
4. Resultados empíricos e interpretación.....	20
5. Conclusiones.....	26
Referencias.....	29

Resumen

El análisis y seguimiento del riesgo de crédito resulta relevante para garantizar la estabilidad del sistema financiero. En este estudio se evalúan los determinantes macroeconómicos del riesgo de crédito en Colombia, utilizando series mensuales desde 2005 hasta 2024. Mediante la estimación de un Modelo de Corrección de Errores (VECM) y el análisis de Funciones de Impulso y Respuesta (IRF), se examina la dinámica de corto y largo plazo entre las variables macroeconómicas y el indicador de Cartera en Riesgo. Los resultados ratifican la existencia de una relación significativa entre el riesgo de crédito y las principales variables macroeconómicas del país. Se observa que los choques positivos del PIB generan un incremento transitorio de la cartera riesgosa, con una duración aproximada de cinco meses, seguido por una disminución; reflejando el carácter procíclico de este indicador. A su vez, un choque en el nivel de desempleo provoca un incremento inmediato y persistente en la cartera en riesgo. Finalmente, los incrementos en la tasa de política monetaria producen un efecto igual pero más gradual sobre este indicador, presentando un rezago inferior a los diez meses.

Palabras clave: Riesgo de crédito, factores macroeconómicos, sistema financiero, modelo VECM.

Clasificación JEL: C00, C50, G32.

Abstract

The analysis and monitoring of credit risk is important to ensure the stability of the financial system. In this study, the macroeconomic determinants of credit risk in Colombia are assessed using monthly data from 2005 to 2024. A Vector Error Correction Model (*VECM*) and Impulse Response Functions (*IRF*) are considered to analyze the short- and long-term dynamics between macroeconomic variables and the Portfolio at Risk indicator. The results confirm a meaningful relationship between credit risk and the main macroeconomic variables of the country. Positive GDP shocks cause a temporary increase in the Portfolio at Risk, lasting about five months, followed by a decline, showing the procyclical nature of this indicator. Likewise, a shock in the unemployment rate leads to an immediate and persistent rise in credit risk. Finally, increases in the monetary policy rate have a similar but more gradual effect, with a lag of less than ten months.

Keywords: Credit risk exposure, macroeconomic drivers, financial institutions, VEC Model.

JEL Classification: C00, C50, G32.

1. Introducción

El estudio de las relaciones entre las variables macroeconómicas y la estabilidad financiera es de vital importancia tanto para la administración y gestión de riesgos por parte de las entidades como para el diseño e implementación de reglas y políticas públicas (Castro, 2013; Chortareas et al., 2020). Parte de la literatura enfocada en este tema ha surgido dentro del concepto tradicional de pruebas de estrés – *stress-testing* – propuesto desde finales de los años 90 por dos grandes entidades, el Fondo Monetario Internacional y el Banco Mundial, como un componente importante de supervisión macroprudencial dentro de las evaluaciones integrales del sistema financiero de un país (Peria et al., 2001).

Un cúmulo importante de estudios e investigaciones se han enfocado en el sector bancario y su relevancia para el crecimiento y desarrollo económico de los diferentes países debido a que las actividades de crédito de los agentes en el mercado financiero dinamizan el desempeño económico, en la medida en que canalizan y facilitan el acceso a los recursos y servicios (IMF, 2016). Considerando que es justamente el impago de los deudores el tipo de riesgo que mayor impacto puede tener dentro de una institución financiera se hace necesario profundizar sobre sus determinantes y las relaciones implícitas que puedan existir entre ellos.

Tomando como punto de partida el complejo escenario macroeconómico actual, caracterizado por un menor dinamismo de la demanda interna, altas tasas de inflación e interés y salarios que no se ajustan en la misma proporción a este contexto, se generan presiones sobre los agentes económicos. Por un lado, los consumidores privados se enfrentan a graves problemas en términos de capacidad de pago, entendida como la diferencia entre los ingresos y los gastos, y de carga financiera, definida como la proporción de los gastos financieros sobre el total de ingresos. En cuanto a las instituciones financieras, éstas se enfrentan a un deterioro real en sus principales indicadores de calidad crediticia, presentando mayores niveles de cartera vencida, mayores entradas de deudores al estado de default, mayores indicadores de cosechas, menores tasas de recuperación y fuertes rodamientos de las obligaciones hacia

frangas y calificaciones crediticias superiores, y a situaciones de selección adversa a la hora de decidir sobre el otorgamiento de un crédito a potenciales deudores.

La comprensión de estas relaciones conllevaría a una mejor preparación por parte de las entidades para enfrentarse a situaciones adversas que impliquen pérdida de eficiencia en su labor, en la medida en que ayudarían a simular y a definir escenarios en los cuales sus indicadores de liquidez y solvencia puedan verse seriamente afectados por deterioros en la calidad crediticia como consecuencia de peores resultados macroeconómicos, y a establecer planes de acción que mitiguen dichos impactos.

El documento se encuentra organizado de la siguiente manera: en la segunda sección se presenta el marco teórico y aquellas variables comúnmente implementadas a la hora de abordar este tipo de estudios. En la tercera sección se presentan los datos, la metodología y el enfoque investigativo implementado. En la cuarta sección se dan a conocer los resultados empíricos, y se finaliza el documento con algunas conclusiones en la quinta sección.

2. Marco teórico

De acuerdo con la evidencia empírica reportada en diversos estudios, el desempeño del sistema financiero se encuentra estrechamente relacionado e interconectado con el comportamiento de la economía real. Desde el siglo anterior, y como consecuencia de la crisis que atravesaba el mundo durante la década de los años 30, se propuso la teoría *Debt-Deflation*, la cual sostiene que las depresiones del ciclo económico se pueden explicar debido a un exceso en el valor real de la deuda como consecuencia de la deflación, llevando a un proceso de interacción en el cual se destruye la riqueza, se compromete el valor de los activos bancarios y se reduce el gasto (Fisher, 1933). Esta primera teoría sentó las bases para lo que se conoce como la Macroeconomía Moderna, y así mismo, permitió el planteamiento de la *Hipótesis de Inestabilidad Financiera* en donde se dice que la expansión excesiva del crédito durante los auge económicos provoca vulnerabilidades en fases recesivas, y proporcionó, además, los cimientos necesarios

para los estudios posteriores con relación a la prociclicidad del crédito (Minsky, 1982). De esta forma, se dice que, durante los períodos de expansión del ciclo económico, la calidad de los activos crediticios es favorable y por ende suelen incrementarse las colocaciones de crédito; mientras que en fases desaceleratorias los niveles de incumplimiento se incrementan y las pérdidas financieras se agudizan; de ello se desprende que, entender, analizar y considerar esta relación es de vital importancia para anticipar los ciclos crediticios y fortalecer el sistema financiero.

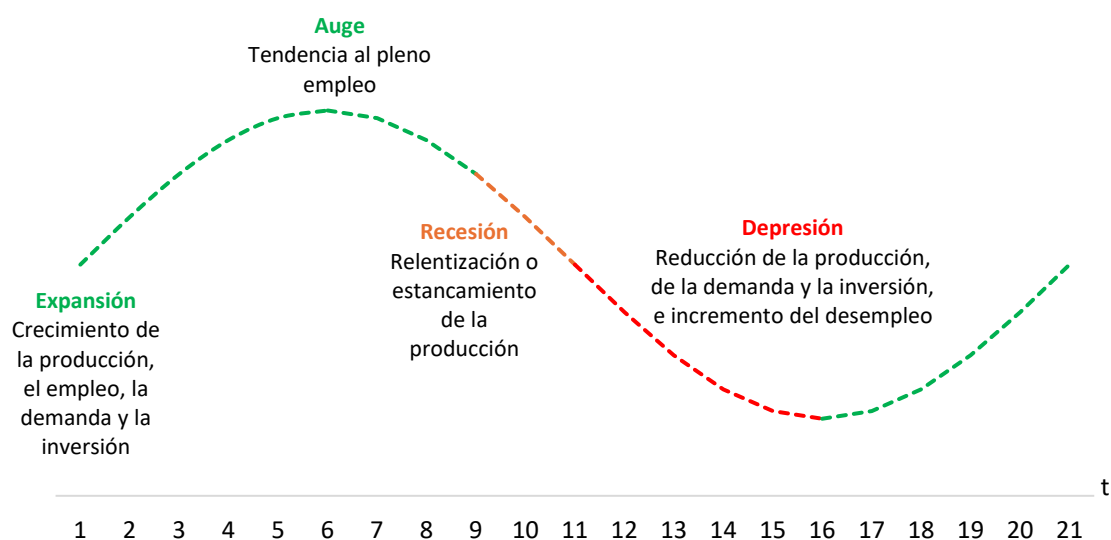
Conceptualmente, el Riesgo de Crédito (RC) es entendido como la posibilidad de que un prestatario incumpla con el pago de sus obligaciones contractuales dentro de los plazos acordados (The Basel Committee, 2004). Si bien en la actualidad las entidades financieras se encuentran expuestas a muchos otros riesgos, como el de mercado, liquidez, operacional, ambiental o social, es el Riesgo de Crédito el que mayor impacto genera sobre los estados de resultados de este tipo de entidades debido a que la mayor parte de sus activos se concentran en las operaciones de crédito (Rueda J. & Ospina, 2009; Sagner, 2011).

Con relación a las variables comúnmente implementadas para medir y cuantificar la exposición al Riesgo de Crédito se puede encontrar una lista de ellas en (Sagner, 2011). Desde un enfoque contable se puede optar por el gasto o el stock de provisiones, el saldo de cartera vencida o por el stock de la cartera castigada. Con relación a la primera, dado que las provisiones por Riesgo de Crédito siguen metodologías de Pérdida Esperada (PE), estas corresponden a un reconocimiento ex-ante de la materialización del evento de no pago por parte de los deudores. Por su parte, la cartera vencida como indicador de Non-Performing Loans (NPL) corresponde a una medida de atraso para los créditos en función de las cuotas impagas. Y finalmente, los castigos corresponden a aquellas obligaciones financieras para las cuales no se observa una probabilidad de recuperación, sino que, por el contrario, se asumen como pérdidas. La elección de una u otra depende tanto de elementos propios de las series de tiempo como de asuntos regulatorios o normativos que puedan llegar a distorsionar la continuidad de los datos.

Por su parte, el Ciclo Económico (CE) se refiere al conjunto de movimientos o fluctuaciones por las que atraviesa la economía de un país y que afectan de manera sincronizada varias variables macroeconómicas. Dentro del Ciclo Económico podemos encontrar tanto fases de expansión, que se caracterizan por un incremento sostenido en los niveles de producción, del empleo y de los ingresos, como de recesión o contracción, en donde se presenta una caída generalizada de la actividad económica (**Figura 1**). Tradicionalmente, las fases del ciclo pueden medirse mediante indicadores económicos como los son el Producto Interno Bruto (PIB), el desempleo, el déficit fiscal, entre otros.

Figura 1

Fases del ciclo económico



En los trabajos de investigación recientes continúa habiendo un buen abanico de opciones y cierta divergencia a la hora de elegir, bien sea, las variables asociadas con el Riesgo de Crédito o los indicadores económicos que explican el desempeño del sistema financiero. Es por esto por lo que, (Chortareas et al., 2020), mediante una Meta-Regresión buscan comparar, combinar y sintetizar los resultados obtenidos en 56 estudios e investigaciones transversales que caracterizaban la relación entre el Riesgo de Crédito, medido a través de los créditos no productivos – *NPL* – por sus siglas en inglés, y el crecimiento del PIB. De su estimación encuentran que, si bien existe una relación inversa entre ambas variables, existen

también factores idiosincráticos asociados con el tipo de información, el período de observación, las formas funcionales, o incluso la misma ubicación geográfica, que determinan los resultados y la magnitud de las relaciones. Como recomendación, los autores proponen que la selección e identificación de las variables sea realizada de acuerdo con criterios propios de los futuros autores según el contexto y las particularidades de cada estudio.

La comprensión del Riesgo de Crédito ha sido abordada desde dos puntos de vista. El primero de ellos busca estimar tanto la probabilidad de materialización del riesgo como la duración de este, mientras que el segundo se ha ocupado de estudiar los determinantes y las relaciones que este riesgo tiene con el entorno macroeconómico.

Entre los trabajos pertenecientes al primer grupo, pueden encontrarse los de (Gómez et al., 2007; Lennox, 1999; Ruano P. & Salas, 2006; Telg et al., 2023). En el primer trabajo, los autores estiman matrices de transición para la cartera comercial del Sistema Financiero Colombiano considerando información trimestral desde diciembre de 1998 hasta diciembre de 2006, y para ello hacen uso de funciones riesgo o tasa de fallo que permiten determinar el tiempo hasta el cual ocurre la materialización del riesgo crediticio. Mediante este análisis, llegan a la conclusión de que variables como la composición de la deuda, la liquidez, el tamaño y la eficiencia son significativas para explicar las tasas de rodamiento de los créditos comerciales hacia mayores categorías de riesgo, y que durante los períodos de crisis era mayor la transición hacia peores categorías, en comparación con los períodos <comunes>. Los resultados del segundo trabajo permiten concluir que la correcta especificación de modelos tipo Logit y Probit permite obtener una buena estimación de la probabilidad de incumplimiento. Por su parte, en el tercer trabajo, los autores utilizan un modelo de Heckman para estimar la probabilidad de incumplimiento y sus determinantes para una muestra de empresas españolas, y de este ejercicio infieren que la tasa de incumplimiento es creciente cuando hay fragilidad económica y financiera de las empresas. Finalmente, con relación al tercer trabajo, mediante un modelo microeconómico tipo Logit, los autores encuentran suficiente evidencia empírica

para concluir que las dinámicas de crecimiento económico son un predictor estable y suficiente del Riesgo de Crédito durante el reciente período de pandemia.

En cuanto al segundo grupo, los trabajos que lo conforman han buscado examinar la influencia y el impacto las variables macroeconómicas como determinantes del riesgo de crédito. Autores como (Castro, 2013; Gerlach et al., 2005; López, 2022) concluyen que la evolución macroeconómica y las condiciones financieras afectan al rendimiento bancario; que los movimientos de la actividad económica y el Riesgo de Crédito ocurren en sentido contrario: el Riesgo de Crédito aumenta cuando se deterioran las condiciones económicas de los países. A lo largo de la literatura revisada se identifican diversas variables y factores económicos que han sido incorporados dentro los ejercicios empíricos, los cuales pueden resumirse y presentarse de la siguiente manera:

- i. (Castro, 2013) propone la tasa de crecimiento real del PIB, la tasa de desempleo, el precio de las acciones y las tasas de interés como variables determinantes a la hora de estimar el Riesgo de Crédito medido por la razón dada por los créditos no productivos (NPL) sobre el total de créditos del sistema bancario para cinco países europeos que fueron golpeados por la crisis de deuda soberana en la década de 2010 – países GIPSI –. Como resultado empírico, el trabajo concluye que el riesgo de crédito bancario se ve afectado significativamente por el entorno macroeconómico: el riesgo de crédito aumenta cuando disminuyen el crecimiento del PIB y los índices de los precios de las acciones, y aumenta cuando se incrementan la tasa de desempleo, el tipo de interés y el crecimiento del crédito. También se ve afectado positivamente por una apreciación del tipo de cambio real.
- ii. De manera similar (Hao et al., 2022) incorporan, para una muestra de 40 economías desarrolladas y emergentes, un buen número de variables económicas tales como el logaritmo del PIB, la tasa de inflación, el tipo de cambio y ratios de deuda externa y

reservas internacionales como proporción del PIB. Los resultados econométricos muestran que la pandemia *COVID-19* provocó un incremento significativo del riesgo de crédito soberano, medido a través de los spreads de los *Credit Default Swaps – CDS* –, 13.5% para los CDS a 6 meses, 8.7% para los de 1 año y 4.2% para los de 5 años; comportamiento que explican, principalmente, por la contracción en los niveles de consumo o demanda agregada, además de la limitada capacidad fiscal y la volatilidad de las cuentas corrientes de las economías.

- iii. Partiendo de esta misma línea de estudio, autores como (Louzis et al., 2012) proponen la hipótesis de que tanto la inclusión de variables macroeconómicas como de factores específicos de los bancos influyen en la calidad de los activos crediticios, y que los efectos de unas y otras difieren de las modalidades o tipos de crédito que se analizan. De esta forma, mediante métodos de paneles de datos con información para los créditos de consumo, comercial e hipotecario en Grecia, encuentran que, en todas las categorías, los NPLs pueden explicarse por el PIB, la tasa de desempleo y de interés, junto con la calidad y eficiencia de la gestión bancaria.

3. Datos y metodología

La evidencia empírica analizada en este documento se construyó a partir de información proporcionada por la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) y el Banco de la República (BR), para el período comprendido entre los años desde 2005 hasta 2024.

Tanto los datos asociados con el Producto Interno Bruto (PIB), el Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE), como la serie mensual de la tasa de desempleo (TD), fueron tomados directamente desde el DANE. Por su parte, la Tasa de Política Monetaria (TPM) fue tomada desde el repositorio de información

del Banco de la República. Finalmente, los datos relacionados con los balances y estados de resultados del sistema financiero colombiano fueron obtenidos desde la SFC. Un mayor detalle sobre las variables y sus características se encuentra en el **Anexo 1**.

Para efectos del desarrollo empírico de este trabajo, y buscando determinar la relación entre las principales variables macroeconómicas y el Riesgo de Crédito, se considera el indicador de Cartera en Riesgo como proxy o medida de este tipo de riesgo, que puede ser entendido como un indicador tipo Non Performing Loan (NPL); en este sentido, se siguen aproximaciones como las de (Castro, 2013; Espinoza M. & Prasad, 2010; Sagner, 2011;) para abordar la hipótesis de investigación. Adicionalmente, la elección de este indicador responde también a las particularidades del sistema financiero colombiano, en la medida en que, de acuerdo con el *Capítulo XXXI de la CBCF* (Superfinanciera, 2012), todas las entidades vigiladas deben implementar modelos de referencia para el cálculo y estimación de las Pérdidas Esperadas (PE). En estos modelos se definen dos grandes componentes: el primero de ellos es conocido como el Componente Individual Procíclico (CIP), con el que se busca recoger de forma individual para cada deudor el valor esperado de la pérdida; y el segundo, el Componente Individual Contracíclico (CIC) refleja los potenciales incrementos en la exposición al Riesgo de Crédito durante los períodos en los cuales se presente un deterioro en la calidad de los activos, permitiendo mitigar el impacto en los resultados financieros ante la materialización de este riesgo.

De acuerdo con la SFC, el Indicador de Cartera en Riesgo, o Indicador de Calidad por Calificación, se define como la proporción de la cartera calificada en B, C, D y E sobre el total de la cartera y leasing bruto; de la siguiente forma:

$$\text{Cartera en Riesgo (CR)} = \frac{\text{Saldo de Cartera Bruta calificada en B, C, D y E}}{\text{Saldo total de Cartera Bruta}}$$

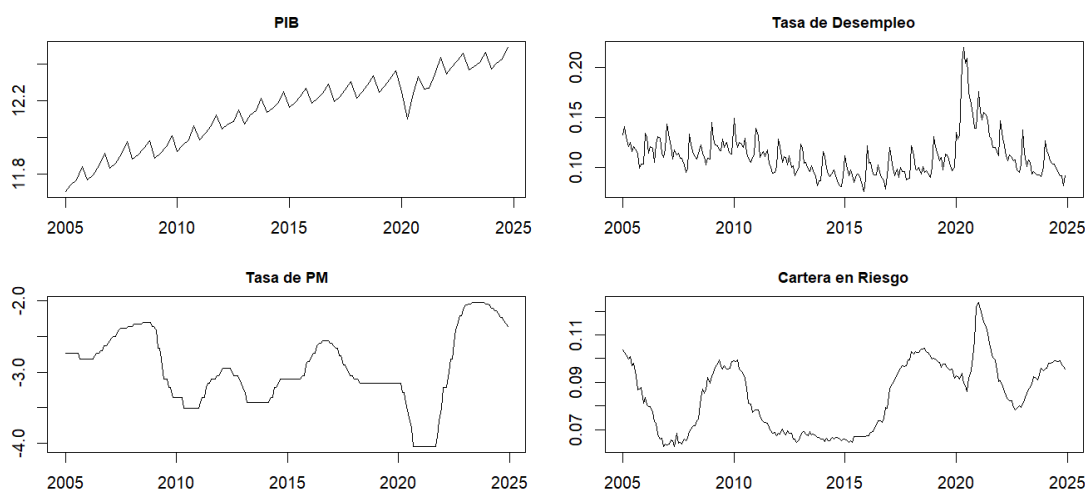
Por su parte, con relación a las variables macroeconómicas se encuentran las siguientes (**Figura 2**): el Producto Interno Bruto (PIB), la tasa de desempleo (TD) y la tasa de política monetaria (TPM). En este sentido, se implementa una aproximación similar a la de (Nkusu, 2011), en la cual se consideran las variables mismas y no el ciclo económico como tal, pues el deterioro crediticio responde a canales específicos que pueden oscurecerse al usar una abstracción del ciclo. De igual forma, y para efectos de supervisión macroprudencial, es más transparente e intuitivo usar variables observables como las propuestas en el presente documento, pues la estimación del ciclo, al ser una variable latente, dependerá del método estadístico implementado. Dado que la serie histórica del PIB se encuentra en una menor frecuencia (datos trimestrales) frente a las demás series de mayor frecuencia (datos mensuales), se hace necesario realizar un proceso de desagregación o interpolación temporal del PIB, y para ello se usa la información histórica relacionada con el Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE) como serie de referencia para guiar el proceso. Como método econométrico de desagregación temporal se implementa la aproximación de (Chow, G. & Lin, 1971) bajo el enfoque de Máxima Verosimilitud. Los resultados de este proceso podrán ser encontrados en el **Anexo 2**.

Durante el período analizado se presentaron varias fases en la actividad económica: una primera fase de fuerte crecimiento económico que tuvo lugar durante 2005 y 2007; impulsado principalmente por el precio internacional de los commodities, tales como el petróleo, el café y el carbón, por la inversión extranjera directa y la demanda interna; período durante el cual pueden apreciarse tasas de crecimiento promedio entre el 6-7%. Luego de esta fase de expansión, y como consecuencia de la Crisis Financiera Internacional de 2008, la demanda externa se contrae y con esto los precios del petróleo, generando un bache en la tasa de crecimiento del PIB hasta niveles promedio del 0.4%. Desde entonces, y hasta finales de 2014, se aprecia un primer período de recuperación moderada seguido por un repunte en los precios del crudo que impulsó las tasas de crecimiento económico a niveles alrededor del 4-6%. Los años 2015-2017 estuvieron marcados por una fuerte devaluación del peso y por frecuentes ajustes fiscales que

generaron tasas de crecimiento promedio del 2%; mientras que para 2018 y 2019 se aprecia algo de mejora en el contexto externo y un impulso en el consumo interno gracias a la política monetaria expansiva promovida por el Banco de la República. Con la llegada del *COVID-19*, a finales del primer trimestre de 2020, se inicia el período de pandemia y con él se observa un choque sin precedentes debido a las medidas de confinamiento que redujeron el consumo privado y la inversión, generando una contracción cercana al 9.7% en el PIB. Luego de esto, durante 2021-2022, tras el proceso gradual de reapertura económica, se logra apreciar un rebote, explicado por un mayor gasto público y un consumo privado reprimido, impulsado, principalmente, por los ahorros de los individuos; pero que terminó generando un escenario de altas tasas de inflación con una política monetaria bastante contractiva, y con desaceleración en ambos, consumo e inversión. De acuerdo con (Hidalgo, 2024), durante los años 2005-Q1 y 2022-Q4 se observan 3 ciclos económicos en Colombia, los cuales presentan una duración promedio de 21.7 trimestres: 14.7 trimestres en fase de expansión y 7.0 trimestres de fase contractiva.

Figura 2

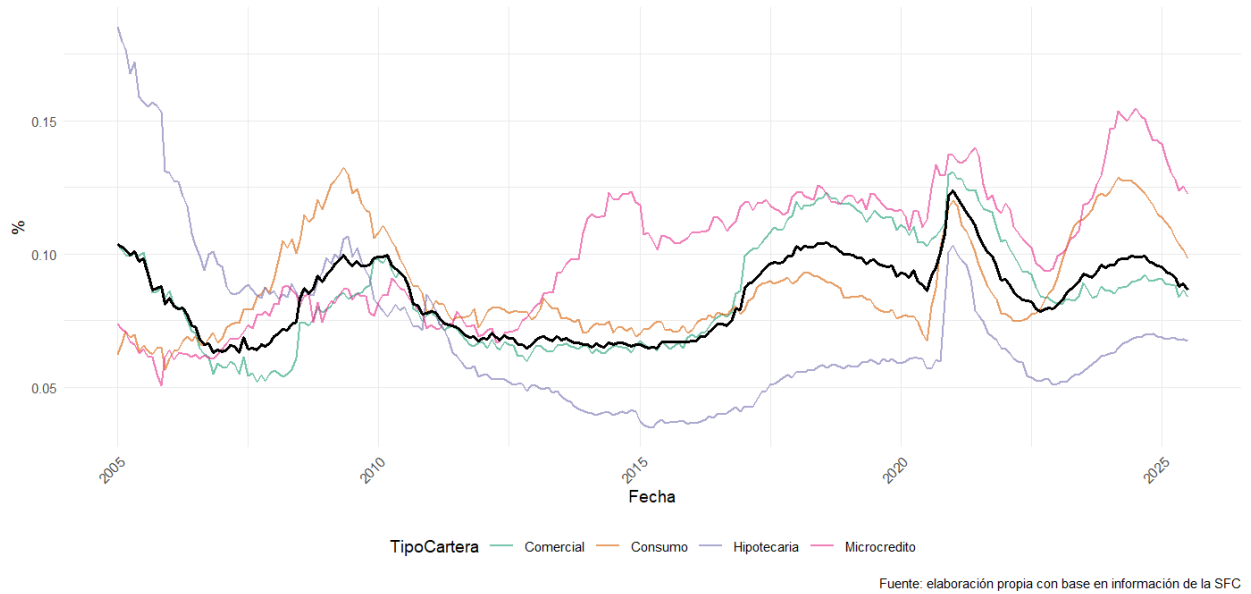
Series de tiempo – PIB, Desempleo, Política Monetaria y Cartera en Riesgo



Al analizar el comportamiento de la serie de Cartera en Riesgo (**Figura 3**) se observa que las fases de fuerte deterioro en este indicador coinciden con las fases de desaceleración del PIB; desde el período reciente de pandemia se alcanzan niveles máximos y no vistos antes; siendo los asociados con los meses

de 2021 los más elevados; hechos que se encuentran en línea con las investigaciones realizadas por (Yin, J. & Wong, 2022), quienes determinan que grandes impactos, como lo fue la pandemia por COVID-19, alteran la estructura temporal de las series de riesgo de crédito. En el **Cuadro 1** se presentan las estadísticas descriptivas para las variables consideradas.

Figura 3
Indicadores de Cartera en Riesgo (CR) por modalidad de cartera, la línea negra representa al total sistema



Cuadro 1
Estadísticas descriptivas

Variable	Período	Obs	Min	Media	Mediana	Max	Desv. Est.
PIB (KMCOP)	2005Q1 a 2024Q2	80	121,071	191,256	196,254	265,657	37,323
Desempleo (TD)	2005 a 2024	240	0.076	0.112	0.109	0.220	0.022
TPM	2005 a 2024	240	0.018	0.060	0.048	0.132	0.030
Cartera en Riesgo (CR)	2005 a 2024	240	0.063	0.084	0.085	0.124	0.015

Buscando modelar la relación existente entre el indicador de Cartera en Riesgo (CR) y las variables macroeconómicas, se pretende especificar un modelo tipo *VECM* (*Vector Error Correction Model*) dado que existe la posibilidad de determinar endógenamente todas las variables que conforman el sistema, y adicionalmente permite pronosticar el comportamiento bajo diferentes escenarios mediante las funciones

de impulso respuesta; para ello se usa el método de Máxima Verosimilitud (MLE) bajo un enfoque de cointegración de (Johansen, 1988).

Partiendo de un modelo o proceso Autorregresivo Vectorial de orden p , o $VAR(p)$, en donde se generaliza el modelo $AR(p)$ a un vector de k variables aleatorias, y en este sentido se afirma que cada variable es una combinación lineal de sus propios valores rezagados y de los valores rezagados de las demás variables, se tiene que este se encuentra dado por:

$$Y_t = m + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

En donde $Y_t = [Y_{1t} Y_{2t} \dots Y_{kt}]$ es un vector columna de k variables aleatorias; $A_1, A_2, \dots, A_p$ son matrices de orden $k * k$ de coeficientes constantes; m es un vector de constantes de orden $k * 1$; y $\varepsilon_t = [\varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \dots, \varepsilon_{kt}]'$ es un vector de orden $k * 1$ que distribuye Ruido Blanco con las siguientes propiedades:

$$E[\varepsilon_t] = 0, t = 1, 2, \dots, n \text{ y } E[\varepsilon_t, \varepsilon_t'] = \begin{cases} \Omega \text{ para todo } t = s \\ 0 \text{ para todo } t \neq s \end{cases}$$

Y donde Ω se interpreta como una matriz de orden $k * k$ definida positiva que contiene las varianzas y covarianzas de los elementos de ε_t . De lo anterior, se dice que los ε_t son serialmente no correlacionados, pero pueden estar correlacionados contemporáneamente. Se dice, además, que los modelos $VAR(p)$ funcionan correctamente si las series de tiempo Y_t son estacionarias, es decir, sus medias y varianzas no cambian con el tiempo; en caso contrario, si las series son no estacionarias, se dice que los procedimientos de inferencia son no estándar.

Existe una reparametrización del modelo $VAR(p)$ en la ecuación (1) la cual es expresada en términos de niveles y primeras diferencias de orden de integración cero $I(0)$, y es conocida como el Modelo de Corrección de Error (*ECM*); para determinar este modelo, basta con restar Y_{t-1} en ambos lados de la ecuación (1):

$$\Delta Y_t = m + (A_1 - I)Y_{t-1} + A_2Y_{t-2} + \dots + A_pY_{t-p} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Sumando y restando $(A_1 - I)Y_{t-2}$ en la ecuación anterior, se tiene:

$$\Delta Y_t = m + (A_1 - I)Y_{t-1} - (A_1 - I)Y_{t-2} + (A_1 - I)Y_{t-2} + A_2Y_{t-2} + \dots + A_pY_{t-p} + \varepsilon_t$$

$$\Delta Y_t = m + (A_1 - I)\Delta Y_{t-1} - (I - A_1 - A_2)Y_{t-2} + \dots + A_pY_{t-p} + \varepsilon_t \quad (3)$$

Y continuando de esta forma, encontramos la siguiente reparametrización:

$$\Delta Y_t = m + \beta_1\Delta Y_{t-1} + \beta_2\Delta Y_{t-2} + \dots + \beta_{p-1}\Delta Y_{t-p+1} - \Pi Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

En donde, $\beta_i = -(A_{i+1} + \dots + A_p)$ y $\Pi = (I - A_1 - A_2 - \dots - A_p)$.

De esta forma, el modelo anterior (ecuación 4) se denota como $VECM(p-1)$; los parámetros en las matrices β_i , asociados con las primeras diferencias rezagadas, son conocidos como los parámetros de corto plazo; y ΠY_{t-1} es conocida como la componente de largo plazo. Este modelo es apropiado cuando las variables Y_t no son estacionarias y, por ende, se pretende determinar el número r de posibles vectores de cointegración para estimar el modelo $VECM(p-1)$ con la matriz Π restringida a r relaciones de cointegración.

De la ecuación (4) es posible obtener las matrices A_i del modelo $VAR(p)$ usando las matrices de coeficientes B_i del modelo $VECM(p-1)$: $A_1 = (\beta_1 + \Pi + I)$; $A_i = (\beta_i - \beta_{i-1})$ para $i = 2, \dots, p-1$ y $A_p = -\beta_{p-1}$.

Las aproximaciones dadas por las ecuaciones 1 y 4 serán equivalentes siempre y cuando los módulos de todos los valores propios de la matriz Π sean menores que 1 o todas las raíces del

determinante se encuentren dentro del círculo unidad. Cuando las variables del modelo $VAR(p)$ son integradas de orden 1 o superior, la estimación del modelo mediante la ecuación (1) se encuentra sometida a los riesgos de las variables no estacionarias. Sin embargo, la presencia de variables no estacionarias abre la posibilidad a la existencia de relaciones de cointegración; en este caso, el procedimiento a seguir puede resumirse en los siguientes pasos:

- i. Determinación del rango de cointegración: con esto se pretende identificar el número r de relaciones de cointegración entre las variables.
- ii. Estimación de la matriz de vectores de cointegración β y de la matriz asociada con los pesos α .
- iii. Estimación del modelo $VAR(p)$ incorporando las relaciones de cointegración detectadas en los pasos anteriores; que correspondería al modelo $VECM(p-1)$ dado que se encuentra restringido a las r relaciones.

De acuerdo con el desarrollo anterior, la representación explícita del modelo propuesto en este trabajo empírico se encuentra dada por:

$$\begin{bmatrix} \Delta CR_t \\ \Delta \ln(PIB_t) \\ \Delta TD_t \\ \Delta \ln(TPM_t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ m_4 \end{bmatrix} + \beta_1 \begin{bmatrix} \Delta CR_{t-1} \\ \Delta \ln(PIB_{t-1}) \\ \Delta TD_{t-1} \\ \Delta \ln(TPM_{t-1}) \end{bmatrix} + \beta_2 \begin{bmatrix} \Delta CR_{t-2} \\ \Delta \ln(PIB_{t-2}) \\ \Delta TD_{t-2} \\ \Delta \ln(TPM_{t-2}) \end{bmatrix} + \dots + \beta_{p-1} \begin{bmatrix} \Delta CR_{t-p+1} \\ \Delta \ln(PIB_{t-p+1}) \\ \Delta TD_{t-p+1} \\ \Delta \ln(TPM_{t-p+1}) \end{bmatrix} \\ + \Pi \begin{bmatrix} \Delta CR_{t-1} \\ \Delta \ln(PIB_{t-1}) \\ \Delta TD_{t-1} \\ \Delta \ln(TPM_{t-1}) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \end{bmatrix}$$

En la siguiente sección se detalla y presenta la implementación y desarrollo del modelo econométrico, junto con las pruebas y evidencias respectivas.

4. Resultados empíricos e interpretación

De acuerdo con la teoría econométrica presentada en la sección número 3 del presente documento, antes de realizar la estimación del modelo *VECM* se hace necesario verificar la estacionariedad de las series de tiempo y probar la existencia de cointegración entre ellas.

En primer lugar, para probar la hipótesis de estacionariedad en las series de tiempo se aplicaron pruebas de Raíces Unitarias mediante los estadísticos de Dickey Fuller Aumentado (ADF) y Phillips Perron (PP) a un nivel de significancia α del 5%, o lo que es lo mismo, a un criterio de confiabilidad del 95%. Los Cuadros 2 y 3 permiten sintetizar y mostrar los resultados obtenidos.

Cuadro 2

Pruebas de raíces unitarias – Test de Dickey Fuller Aumentado

Variable	t-estadístico de prueba	P-Valor	Rechaza Ho
Ln(PIB)	-2.7453	0.2624	NO
TD	-2.9974	0.1564	NO
Ln(TPM)	-3.1367	0.0991	NO
CR	-2.9408	0.1802	NO

Cuadro 3

Pruebas de raíces unitarias – Test de Phillips Perron

Variable	t-estadístico de prueba	P-Valor	Rechaza Ho
Ln(PIB)	-120.9256	0.0100	SI
TD	-38.3416	0.0100	SI
Ln(TPM)	-4.7440	0.8440	NO
CR	-10.1045	0.5423	NO

En ambas pruebas, ADF y PP, la hipótesis nula defiende la idea de que existe raíz unitaria, lo que implica que la serie de tiempo es no estacionaria y sigue un proceso integrado de orden mayor o igual a 1. En contraste, la hipótesis alternativa establece que no hay raíz unitaria y que la serie es estacionaria, pues su media y varianza son estables en el tiempo. De acuerdo con las pruebas realizadas, y tomando como punto de referencia la prueba ADF, no se rechaza la hipótesis nula y se dice que las variables tienen

al menos una raíz unitaria y son no estacionarias. Con relación a la variable PIB, que corresponde a una serie mensual desagregada temporalmente, tal como se explicó en la sección 3, y como se detalla en el **Anexo 2**, solo se logra encontrar una raíz unitaria en los rezagos superiores de la prueba ADF, mientras que para rezagos más cortos se encuentra que, aparentemente, la serie presenta un comportamiento estacionario, lo cual no guarda mayor relación con la teoría económica (Misas, A. & Posada, 2000; Narváez et al., 2016). Sin embargo, autores como (Chow, G. & Lin, 1971; Litterman, 1983; Mariano, R. & Murasawa, 2003; Sax, C. & Steiner, 2013) han demostrado que el proceso estocástico resultante de una interpolación o desagregación temporal puede alterar las propiedades de integración de las series de tiempo y que estas pueden cambiar según el método de desagregación que se haya implementado; lo cual da sustento empírico a los resultados obtenidos en estas pruebas.

En este sentido, dado que las series son no estacionarias no es correcto implementar un modelo $VAR(p)$, sino que debe usarse la aproximación de un modelo $VECM(p - 1)$, lo cual tiene la ventaja de determinar el vector de cointegración, y para ello es necesario conocer el número r de relaciones de cointegración que existen entre las series de tiempo. El número óptimo de rezagos que deben incorporarse dentro del modelo se determinó mediante el uso de los criterios de información de Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQ), Schwarz (SC) y el error final de predicción (FPE). Los resultados son bastante congruentes y coinciden en la selección de 13 rezagos. Dado que el criterio SC tiende a seleccionar modelos más parsimoniosos, mientras que AIC y HQ dan un mayor peso a la bondad de ajuste dinámico, se decide implementar los 13 rezagos sugeridos ($p = 13$), puesto que se pretende analizar y capturar adecuadamente las interrelaciones dinámicas entre cada una de las variables, y que las series de tiempo se encuentran dadas por procesos estocásticos que suceden de forma mensual, pudiendo capturar efectos estacionales. En este sentido, (De Graeve & Westermarck, 2025) argumentan en su estudio que la definición de modelos VAR de alto orden es viable, reduce tanto el sesgo como la varianza y mejora el error cuadrático medio cuando se consideran variables macroeconómicas.

En el **Cuadro 4** se presentan los principales resultados obtenidos de la prueba de cointegración de (Johansen, 1988); encontrando una relación de cointegración o combinaciones lineales estacionarias entre ellas en el largo plazo ($r = 1$). Los resultados evidencian que se satisfacen las condiciones y propiedades estadísticas requeridas para la formulación del Modelo de Corrección de Errores $VECM(p - 1)$, los cuales se detallan en el **Anexo 3**.

Cuadro 4

Pruebas de cointegración – Test de Johansen

Relaciones de Cointegración	Estadístico de prueba	10 pct	5 pct	1 pct	Rechazo H_0
$r = 0$	120.08	49.65	53.12	60.16	SI
$r \leq 1$	22.36	32.00	34.91	41.07	NO
$r \leq 2$	11.13	17.85	19.96	24.60	NO
$r \leq 3$	3.43	7.52	9.24	12.97	NO

Los resultados obtenidos de la estimación del modelo $VECM(p - 1)$ se encuentran en el **Anexo 3**. Con relación a la ecuación de corrección de errores ($ect1$), **Cuadro 6** del mencionado anexo, entendida como el ajuste del modelo hacia el equilibrio de largo plazo, se aprecia que el signo del coeficiente es negativo y que este es significativo a un nivel de confianza del 5%; lo que valida la existencia de cointegración, implicando que cuando el indicador de Cartera en Riesgo (CR) se aleja del equilibrio de largo plazo, junto con las variables macroeconómicas PIB, Tasa de Desempleo (TD) y Tasa de Política Monetaria (TPM), ajusta la relación lentamente en la dirección opuesta a la desviación. En términos de magnitudes, el ajuste hacia el equilibrio de largo plazo es del 0.2%, y se dice de esta forma que el retorno al nivel de equilibrio es lento, pero se encuentra presente dentro del modelo. Con relación al componente de corto plazo, medido mediante los rezagos en diferencias de las variables explicativas, se estiman coeficientes significativos y positivos en los rezagos tempranos.

La evolución de la Cartera en Riesgo (CR) se encuentra fuertemente influenciada por su propia dinámica pasada, lo que da indicios de persistencia, guardando sentido y coherencia con los modelos de

Pérdida Esperada (PE) definidos por la Superintendencia Financiera de Colombia en la Circular Básica Contable y Financiera (CBCF), en los cuales se dice que la calificación crediticia de los créditos depende tanto de la situación actual del crédito, como de su propia historia (Superfinanciera, 2012).

Cuadro 5

Vector de cointegración

Cartera en Riesgo (CR)	Ln(PIB)	Desempleo (TD)	TPM	Constante
1.00	-0.44	-1.02	-0.01	5.12

De acuerdo con el vector cointegración presentando en el **Cuadro 5**, la ecuación de equilibrio de largo plazo se encuentra dada por la siguiente expresión:

$$CR_t - [0.44 * \ln(\text{PIB}_t)] - [1.02 * TD_t] - [0.01 * \text{TPM}_t] + 5.12 = 0$$

De la cual podemos decir que:

$$CR_t = [0.44 * \ln(\text{PIB}_t)] + [1.02 * TD_t] + [0.01 * \text{TPM}_t] - 5.12$$

De acuerdo con la ecuación anterior podemos concluir que: un incremento en el PIB se encuentra asociado con un aumento en los niveles de riesgo de crédito en el equilibrio de largo plazo, resultado que será contrastado mediante la lectura de las funciones de impulso y respuesta, pero que puede guardar relación con la hipótesis financiera de que durante las fases expansivas de la economía, el nivel del crédito tiende a crecer de una forma mucho más acelerada, incrementando las vulnerabilidades y por ende, la materialización del riesgo de crédito, pues el análisis de riesgo se relaja y las políticas de otorgamiento se tornan más laxas, tal como lo comentan (Ali A. & Daly, 2010). Por su parte, se encuentra que incrementos tanto en los niveles de desempleo como en la Tasa de Política Monetaria generan un efecto negativo en el indicador de Cartera en Riesgo.

Las funciones de impulso y respuesta son presentadas en la **Figura 4**, la parte sombreada corresponde a los intervalos de confianza. Con relación al PIB, y de acuerdo con las conclusiones de (Beck et al., 2013; Espinoza M. & Prasad, 2010; Nkusu, 2011), se encuentran efectos retardados de las expansiones del nivel de producción. Durante los primeros períodos crecen tanto la actividad económica como el crédito total, aumentando la exposición al riesgo de crédito, generando una respuesta procíclica en el indicador de Cartera en Riesgo, el cual tiende a disiparse con el tiempo, pues una vez superado este período inicial, el efecto de un mayor nivel de actividad económica contribuye a reducir los niveles de cartera en riesgo, reflejando una mejora en la capacidad de pago de los individuos y empresas soportada en un ambiente macroeconómico más favorable. Lo anterior guarda relación con los modelos de Pérdida Esperada (PE) definidos por la Superintendencia Financiera de Colombia dado que estos modelos incorporan componentes procíclicos y contracíclicos para la estimación de la Pérdida Esperada (PE).

Por su parte, los incrementos en la Tasa de Desempleo (TD) de los últimos meses tiende a incrementar el indicador de cartera en riesgo de forma inmediata y por un lapso prolongado, tal como lo muestran las funciones de impulso y respuesta. El desempleo afecta significativamente tanto el ingreso disponible como la capacidad de pago de los deudores, comprometiendo el pago oportuno de las obligaciones financieras. Este resultado se encuentra en línea con la evidencia empírica encontrada en trabajos como los de (Goyal, S. et al., 2023; Klein, 2013). El primero ratifica que el nivel de desempleo es un determinante importante para los créditos improductivos en la Zona Euro, y que los efectos de esta variable macroeconómica se presentan con rezagos y son duraderos en varias especificaciones del modelo. Conclusión similar a la encontrada en el segundo trabajo al decir que los efectos se mantienen en horizontes sucesivos.

Finalmente, cuando se analiza el impacto de la Tasa de Política Monetaria (TPM) sobre los indicadores de Cartera en Riesgo para el sistema financiero colombiano se encuentra que la primera genera un incremento en a la segunda; por lo que se plantean dos posibles mecanismos de transmisión:

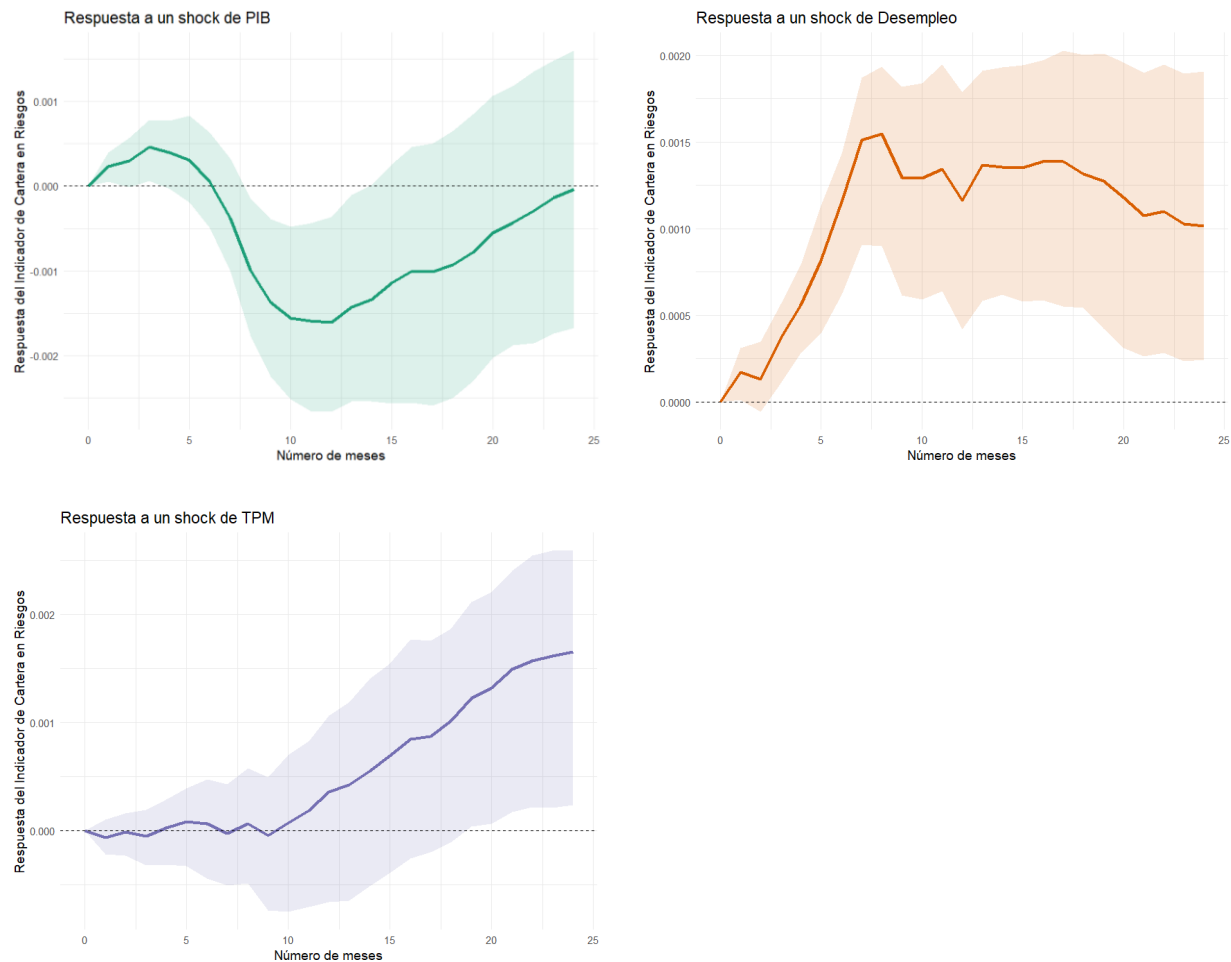
- i. Desde una perspectiva enfocada en el costo del crédito, cuando el banco central incrementa su tasa de política se incrementan las tasas activas de los créditos, generando una mayor carga financiera para los deudores e incrementando el riesgo latente de materializar la probabilidad de incumplimiento.
- ii. Cuando se considera el canal del ciclo crediticio, se dice que el mantener tasas bajas de política económica se puede incentivar un crecimiento excesivo del crédito y un relajamiento de las condiciones y políticas de otorgamiento por parte de las entidades financieras; inicialmente se puede apreciar una reducción en los niveles de créditos improductivos; sin embargo, se acumula un riesgo subyacente que se materializa una vez se agudicen las condiciones macroeconómicas. Este comportamiento puede entenderse como una manifestación tipo riesgo moral.

Lo anterior ha sido profundamente respaldado por la literatura. Tomando como referencia las investigaciones realizadas por (Nkusu, 2011), en donde se encuentra que un incremento de 1 punto porcentual en las tasas de interés incrementa los niveles de créditos improductivos entre 0.2 y 0.4 puntos porcentuales luego de 3 a 5 trimestres. Por su parte, (Ghosh, 2015), mediante un panel estatal del sistema financiero estadounidense, encuentra una relación positiva no lineal entre la tasa de política y los créditos improductivos medidos como proporción de créditos con más de 90 días de atraso sobre el total de los créditos.

Si bien una mayor Tasa de Política Monetaria (TPM) incide en el aumento de la cartera riesgosa, este efecto no se manifiesta de forma inmediata. Se evidencia que, aproximadamente, en un período inferior a 10 meses, el nivel de cartera en riesgo tiende a incrementarse. Este comportamiento guarda una estrecha relación con los rezagos propios de la Política Monetaria. En el caso colombiano, y de acuerdo con (Gómez, J. et al., 2016), la transmisión de la TPM hacia las demás tasas del sistema financiero se completa alrededor de 8 meses después del choque.

Figura 4

Funciones de impulso y respuesta (IRF) de la Cartera en Riesgo (CR) ante choques en el PIB, TD y TPM



5. Conclusiones

El trabajo de investigación tuvo como propósito analizar la relación dinámica y de largo plazo entre las variables macroeconómicas, particularmente el Producto Interno Bruto, la Tasa de Desempleo y la Tasa de Política Monetaria, y el comportamiento del indicador de Cartera en Riesgo para el sistema financiero colombiano mediante la implementación y estimación de un modelo $VECM(p - 1)$. Si bien este ha sido un tema bastante tratado en diferentes estudios empíricos, la evidencia para el caso colombiano es escasa;

pero toma relevancia dadas las condiciones económicas y financieras postpandemia y las particularidades para el sistema bancario del país.

Utilizando series mensuales desde inicios de 2005 hasta finales de 2024, se encuentra evidencia de una relación entre el Riesgo de Crédito (RC) y las principales cifras macroeconómicas del país. Los resultados muestran que los choques del PIB generan primero un incremento del Indicador de Cartera en Riesgo que dura algo más de 5 meses, pero que eventualmente, reducen los niveles de cartera riesgosa; comportamiento que se explica por la prociclicidad de este indicador y por la condición de que durante las expansiones de la actividad económica, el crédito crece rápidamente, aumentando las vulnerabilidades y el riesgo de crédito debido a la flexibilización en el análisis y las políticas de otorgamiento. En este sentido, el modelo captura una dinámica no lineal en el tiempo: en una primera etapa lidera el efecto de expansión del crédito y acumulación de riesgo, y posteriormente el efecto ingreso asociado al mayor nivel de producción. De forma complementaria, se encontró que un incremento en el nivel de desempleo para el total nacional genera un incremento inmediato y persistente en la Cartera en Riesgo, lo cual coincide con la literatura internacional. En contraste, se observó que los incrementos en la Tasa de Política Monetaria por parte del Banco de la República presentan un efecto más gradual para incrementar la cartera en riesgo, y que este efecto toma menos de 10 meses en materializarse, lo que es consistente con el rezago de la Política Monetaria en la economía colombiana.

En este orden de ideas, los hallazgos de esta investigación deben ayudar no solo a los entes reguladores para la construcción y definición de políticas que busquen la salud, integridad y solidez del sistema financiero, sino que deben servir de base a cada una de las entidades y establecimientos de crédito para que incorporen en su plan de negocio dichas relaciones y modifiquen sus políticas de otorgamiento, de gestión y de recuperación de acuerdo con las condiciones económicas. De igual forma, deben ayudar a concientizar a las entidades crediticias de la importancia de incluir dentro de sus Esquemas de Pruebas de

Resistencia (EPR), o Stress Testing, variables de tipo macroeconómico que les permita simular el impacto en los resultados financieros bajo diferentes escenarios económicos.

La aproximación metodológica del presente documento es sencilla, pero robusta, y de fácil interpretación. Aunque actualmente existen técnicas econométricas mucho más avanzadas, estas tienden a alejarse de la práctica cotidiana de los gestores de riesgo de crédito en las entidades financieras. En este sentido, este estudio enfatiza en la aplicabilidad y adaptabilidad de la metodología, bien sea por segmento de producto, por modalidad de cartera, o incluso por el segmento en el cual opera cada entidad financiera, permitiendo identificar diferencias en el impacto de las variables macroeconómicas según el tipo de crédito otorgado.

Finalmente, resulta importante detallar que este estudio considera únicamente variables macroeconómicas como factores explicativos del Riesgo de Crédito; por lo que queda abierta la posibilidad y se resalta la relevancia de adaptar estudios de este tipo a las particularidades de cada entidad, considerando tanto variables internas como externas que busquen modelar o recoger comportamientos y tendencias del nicho de mercado en cual se concentran las operaciones de crédito, tales como exposición al riesgo cambiario o sistémico, heterogeneidad en el tamaño de las instituciones, diversificación del riesgo, y particularidades en función de la eficiencia y eficacia en el manejo de los recursos financieros.

Referencias

- Ali, A., & Daly, K. (2010). Macroeconomic determinants of credit risk: Recent evidence from a cross country study. *International Review of Financial Analysis*, 19(3), 165-171. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2010.03.001>
- Beck, R., Jakubik, P., & Piloju, A. (2013). Non-performing loans: What matters in addition to the economic cycle? Working Paper Series. <https://ideas.repec.org/p/ecb/ecbwps/20131515.html>
- Brown, R. L., Durbin, J., & Evans, J. M. (1975). Techniques for testing the constancy of regression relationships over time. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 37(2), 149-163. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1975.tb01532.x>
- Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31, 672-683. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.01.027>
- Chortareas, G., Magkonis, G., & Zekente, K.-M. (2020). Credit risk and the business cycle: What do we know? *International Review of Financial Analysis*, 67, 101421. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.101421>
- Chow, G. C., & Lin, A. (1971). Best linear unbiased interpolation, distribution, and extrapolation of time series by related series. *The Review of Economics and Statistics*, 53(4), 372-375. <https://ideas.repec.org/a/tpr/restat/v53y1971i4p372-75.html>
- De Graeve, F., & Westermarck, A. (2025). Long-lag VARs. *Journal of Monetary Economics*, 103831. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2025.103831>
- Espinoza, M. R. A., & Prasad, M. A. (2010). Nonperforming loans in the gcc banking system and their macroeconomic effects. IMF Working Papers. <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/2010-224.html>
- Fisher, I. (1933). The Debt-Deflation Theory of Great Depressions. *Econometrica*, 1(4), 337-357. <https://www.jstor.org/stable/1907338>
- Gerlach, S., Peng, W., & Shu, C. (2005). Macroeconomic conditions and banking performance in Hong Kong SAR: A panel data study. BIS Papers Chapters, 22, 481-497. <https://ideas.repec.org/h/bis/bisbpc/22-24.html>
- Ghosh, A. (2015). Banking-industry specific and regional economic determinants of non-performing loans: Evidence from US states. *Journal of Financial Stability*, 20(C), 93-104. <https://ideas.repec.org/a/eee/finsta/v20y2015icp93-104.html>
- Gómez, J. E., Morales, P., Pineda, F., & nzamudgo@banrep.gov.co. (2007). An alternative methodology for estimating credit quality transition matrices. Borradores de Economía. <https://ideas.repec.org/p/bdr/borrec/478.html>
- Gómez, J. E., González Molano, E., Gómez Campos, C., Cristiano Botia, D., & Chavarro Sanchez, X. (2016). An evaluation of the transmission of the policy interest rate to the financial system's interest rates in Colombia. *Ecos de Economía*, 20(42), 19-45. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=5559911>

- Goyal, S., Singhal, N., Mishra, N., & Verma, S. K. (2023). The impact of macroeconomic and institutional environment on NPL of developing and developed countries. *Future Business Journal*, 9(1), 1-15. https://ideas.repec.org/a/spr/futbus/v9y2023i1d10.1186_s43093-023-00216-1.html
- Hao, X., Sun, Q., & Xie, F. (2022). The COVID-19 pandemic, consumption and sovereign credit risk: Cross-country evidence. *Economic Modelling*, 109, 105794. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2022.105794>
- Hidalgo Villota, M. E. (2024). Business cycles in Colombia: Stylized facts. *Tendencias*, 25(2), 26-56. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9649943>
- IMF Annual Report 2016. (2016). International Monetary Fund. <https://www.imf.org/external/pubs/ft/ar/2016/eng/www-econ-surv.htm>
- Johansen, S. (1988). Statistical analysis of cointegration vectors. *Journal of Economic Dynamics and Control*, 12(2), 231-254. [https://doi.org/10.1016/0165-1889\(88\)90041-3](https://doi.org/10.1016/0165-1889(88)90041-3)
- Klein, N. (2013). Non-performing loans in cese: Determinants and impact on macroeconomic performance. IMF Working Papers. <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/2013-072.html>
- Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: A re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4), 347-364. <https://ideas.repec.org/a/eee/jebusi/v51y1999i4p347-364.html>
- Litterman, R. (1983). A random walk, markov model for the distribution of time series. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1(2), 169-173. https://econpapers.repec.org/article/besjnlbes/v_3a1_3ay_3a1983_3ai_3a2_3ap_3a169-73.htm
- López, A. A. S. (2022). Determinantes macroeconómicos del riesgo de impago en créditos de vivienda de interés social (Vis) en Bogotá, en el periodo 2003-2016. *Revista CIFE: Lecturas de Economía Social*, 24(41), 94-119. <https://doi.org/10.15332/22484914.7729>
- Louzis, D. P., Vouldis, A. T., & Metaxas, V. L. (2012). Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece: A comparative study of mortgage, business and consumer loan portfolios. *Journal of Banking & Finance*, 36(4), 1012-1027. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2011.10.012>
- Mariano, R. S., & Murasawa, Y. (2003). A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series. *Journal of Applied Econometrics*, 18(4), 427-443. <https://ideas.repec.org/a/jae/japmet/v18y2003i4p427-443.html>
- Minsky, H. (1982). The financial-instability hypothesis: Capitalist processes and the behavior of the economy. Hyman P. Minsky Archive. https://digitalcommons.bard.edu/hm_archive/282
- Misas A., M., & Posada, C. E. (2000). Crecimiento y ciclos económicos en Colombia en el siglo XX: El aporte de un VAR estructural. Banco de la República. <https://doi.org/10.32468/be.155>
- Narváez, A. R. A., Hoyos, F. T., & López, J. P. (2016). Crecimiento económico: Un modelo de vectores autorregresivos para el caso colombiano. *Revista de Ciencias Sociales (Ve)*, XXII (4), 41-55. <https://www.redalyc.org/journal/280/28056724004/html/>
- Nkusu, M. M. (2011). Nonperforming loans and macrofinancial vulnerabilities in advanced economies. IMF Working Papers. <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/2011-161.html>

- Peria, M. S. M., Majnoni, M. G., Jones, M. M. T., & Blaschke, M. W. (2001). Stress testing of financial systems: An overview of issues, methodologies, and fsap experiences. IMF Working Papers. <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/2001-088.html>
- Ruano-Pardo S., Salas-Fumas V. (2006). Morosidad de la deuda empresarial bancaria en España, 1992-2003. Madrid: Banco de España.
- Rueda, J. G., & Ospina, A. S. (2009). Ciclos del Riesgo de Crédito. Temas de Estabilidad Financiera. <https://ideas.repec.org/p/bdr/temest/043.html>
- Sagner, A. (2011). El índice cartera vencida como medida de riesgo de crédito: Análisis y aplicación al caso de Chile. Documentos de Trabajo (Banco Central de Chile), 618, 1. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3725954>
- Sax, C., & Steiner, P. (2013). Temporal disaggregation of time series. MPRA Paper. <https://ideas.repec.org/p/pramprapa/53389.html>
- Superfinanciera. (2012, octubre 1). Circular básica contable y financiera (Circular Externa 100 de 1995). Superfinanciera. <https://www.superfinanciera.gov.co/publicaciones/15466/normativanormativa-generalcircular-basica-contable-y-financiera-circular-externa-de-15466/>
- Telg, S., Dubinova, A., & Lucas, A. (2023). Covid-19, credit risk management modeling, and government support. Journal of Banking & Finance, 147, 106638. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2022.106638>
- The Basel Committee. (2004). <https://www.bis.org/bcbs/index.htm>
- Yin, J., Han, B., & Wong, H. Y. (2022). COVID-19 and credit risk: A long memory perspective. Insurance: Mathematics and Economics, 104, 15-34. <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2022.01.008>

Anexos

Anexo 1. Detalle sobre las variables empleadas

Variable	Fuente	Descripción
Cartera en Riesgo (CR)	SFC	Serie mensual del Indicador de Calidad por Calificación para el total del portafolio del Sistema Financiero Colombiano.
Producto Interno Bruto (PIB)	DANE	Serie trimestral del PIB a precios constantes de 2015, sin desestacionalizar.
Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE)	DANE	Serie mensual del ISE como índice sintético que busca proporcionar una medida de la evolución de la actividad real de la economía colombiana en el corto plazo, datos originales con 2015 como año base.
Tasa de Desempleo (TD)	DANE	Serie mensual de la relación porcentual entre el número de personas desocupadas y el número de personas que integran la fuerza de trabajo para el total nacional.
Tasa de Política Monetaria (TPM)	BanRep	Serie mensual de la Tasa de Intervención, corresponde a la fecha de entrada en vigor de la decisión de la Junta Directiva del Banco de la República.

Anexo 2. Desagregación temporal del Producto Interno Bruto (PIB)

Como su nombre lo indica, el proceso de desagregación temporal de una serie de tiempo busca repartir, o desagregar, los datos agregados de baja frecuencia en subperíodos de mayor detalle o de mayor frecuencia mediante el uso de estadística o aproximaciones consistentes. Mediante el uso de una o varias series de tiempo de alta frecuencia, se puede convertir una serie de tiempo de baja a alta frecuencia, por ejemplo, de datos anuales o trimestrales a mensuales. En su investigación, (Sax, C. & Steiner, 2013), no solo presentan un paquete estadístico que incorpora diversos métodos de desagregación temporal, sino que detallan, presentan y explican muy detalladamente cada uno de ellos. En este sentido, afirman que el método propuesto por (Chow, G. & Lin, 1971) es el más adecuado para series de tiempo cointegradas, como las que se implementan en esta investigación.

En términos generales, el método propuesto por (Chow, G. & Lin, 1971) se base en la estimación de un modelo de regresión lineal con errores $AR(1)$ usando una serie auxiliar X_t que busca distribuir la serie objetivo de desagregación Y_t ; y de esta forma, estima los valores de alta frecuencia mediante un modelo de Mínimos Cuadrados Generalizados (GLS).

Para efectos del desarrollo empírico de esta investigación, se realizó un proceso de desagregación temporal del PIB, en su serie trimestral, para hallar la serie no observada de alta frecuencia en términos mensuales. Como serie auxiliar se implementó el Indicador de Seguimiento a la Economía (ISE) en su frecuencia mensual. Este índice fue construido por el DANE para proporcionar una medida sintética del nivel de actividad económica para el caso colombiano. En las **Figuras 5 y 6** se presentan los resultados de este proceso.

Figura 5

Proceso de desagregación temporal del PIB usando el ISE y aplicando (Chow, G. & Lin, 1971)

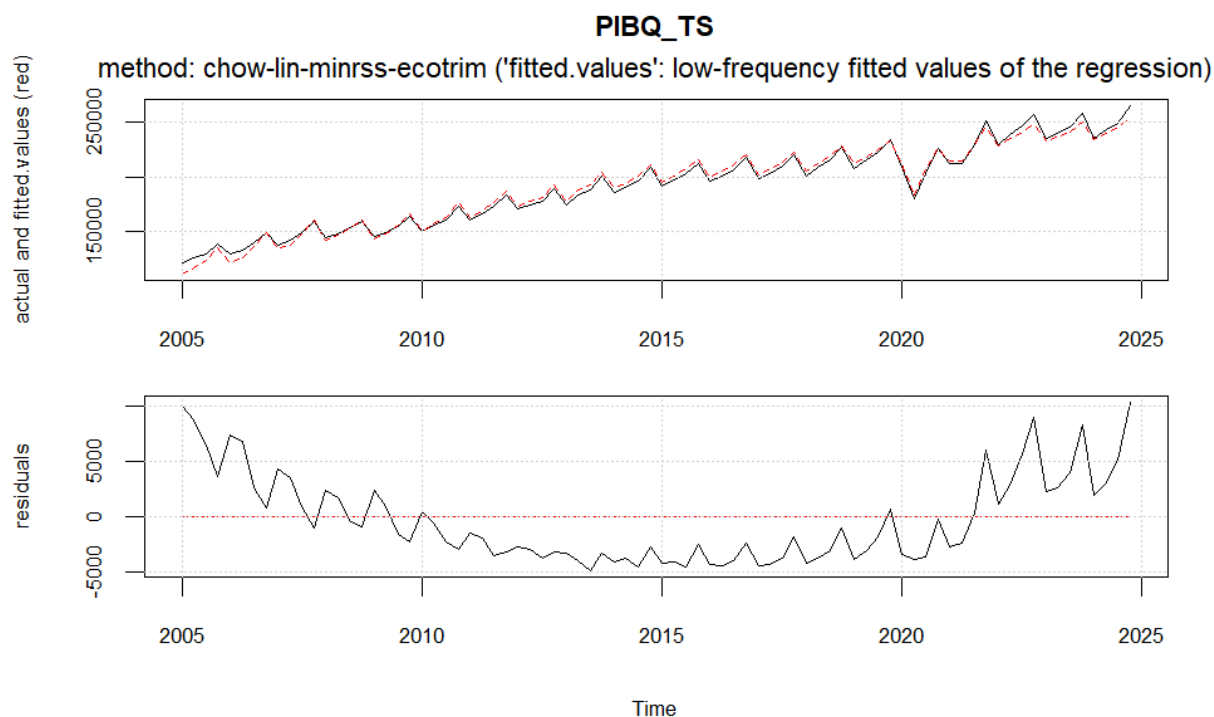
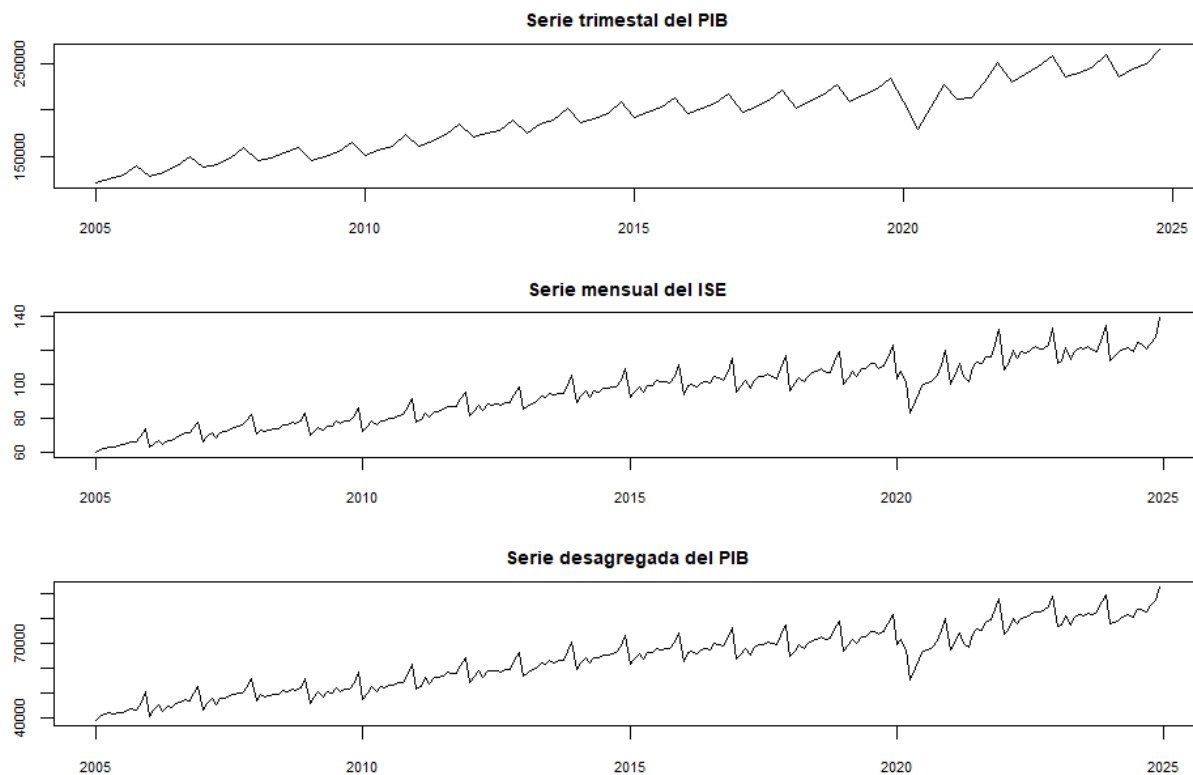


Figura 6

Serie de tiempo – PIB trimestral, ISE mensual y PIB desagregado en una frecuencia mensual



Anexo 3. Estimación y resultados del modelo econométrico

Mediante la prueba OLS-CUSUM (Brown et al., 1975) se pretende evaluar la estabilidad estructural del modelo $VAR(p)$ con base en los parámetros estimados en cada ecuación a lo largo del tiempo. De acuerdo con la **Figura 7**, la línea OLS-CUSUM se mantiene dentro del intervalo de confianza por lo que no se rechaza la hipótesis nula de estabilidad de los parámetros, y se concluye que no hay evidencia de cambio estructural significativo durante todo el período analizado.

Cuadro 6*Estimación del modelo VECM($p - 1$)*

VECM($p-1$)	Coefficiente estimado	Std.	Error	P Valor	Pr(> t)
ect1	-0.0020	0.0009	-2.1060	0.0366	*
CR_TS.dl1	-0.0172	0.0729	-0.2360	0.8141	
log.PIBM_TS..dl1	0.0191	0.0071	2.6830	0.0080	**
Desempleo_TS.dl1	0.0305	0.0187	1.6290	0.1050	
log.TPM_TS..dl1	-0.0017	0.0027	-0.6310	0.5290	
CR_TS.dl2	0.0970	0.0719	1.3490	0.1791	
log.PIBM_TS..dl2	0.0139	0.0069	2.0170	0.0452	*
Desempleo_TS.dl2	0.0141	0.0188	0.7490	0.4549	
log.TPM_TS..dl2	0.0009	0.0027	0.3420	0.7327	
CR_TS.dl3	0.2358	0.0726	3.2480	0.0014	**
log.PIBM_TS..dl3	0.0294	0.0071	4.1460	0.0001	***
Desempleo_TS.dl3	0.0573	0.0189	3.0400	0.0027	**
log.TPM_TS..dl3	-0.0009	0.0026	-0.3550	0.7228	
CR_TS.dl4	0.1782	0.0723	2.4650	0.0147	*
log.PIBM_TS..dl4	0.0244	0.0074	3.2930	0.0012	**
Desempleo_TS.dl4	0.0705	0.0201	3.5040	0.0006	***
log.TPM_TS..dl4	0.0016	0.0028	0.5800	0.5624	
CR_TS.dl5	0.0205	0.0700	0.2930	0.7701	
log.PIBM_TS..dl5	0.0306	0.0080	3.8120	0.0002	***
Desempleo_TS.dl5	0.0901	0.0222	4.0610	0.0001	***
log.TPM_TS..dl5	0.0014	0.0027	0.5070	0.6127	
CR_TS.dl6	0.0938	0.0649	1.4450	0.1503	
log.PIBM_TS..dl6	0.0286	0.0080	3.5920	0.0004	***
Desempleo_TS.dl6	0.1107	0.0231	4.7990	0.0000	***
log.TPM_TS..dl6	-0.0017	0.0026	-0.6340	0.5271	
CR_TS.dl7	-0.0719	0.0651	-1.1040	0.2712	
log.PIBM_TS..dl7	0.0320	0.0081	3.9370	0.0001	***
Desempleo_TS.dl7	0.1282	0.0231	5.5420	0.0000	***
log.TPM_TS..dl7	-0.0029	0.0026	-1.0990	0.2731	
CR_TS.dl8	0.0222	0.0650	0.3410	0.7332	
log.PIBM_TS..dl8	0.0112	0.0083	1.3450	0.1802	
Desempleo_TS.dl8	0.0707	0.0249	2.8390	0.0050	**
log.TPM_TS..dl8	0.0013	0.0026	0.4900	0.6247	
CR_TS.dl9	0.1677	0.0649	2.5860	0.0105	*
log.PIBM_TS..dl9	-0.0034	0.0079	-0.4270	0.6697	
Desempleo_TS.dl9	-0.0138	0.0239	-0.5770	0.5649	
log.TPM_TS..dl9	-0.0012	0.0026	-0.4730	0.6369	
CR_TS.dl10	0.0692	0.0635	1.0900	0.2772	

log.PIBM_TS..dl10	-0.0045	0.0077	-0.5870	0.5578	
Desempleo_TS.dl10	-0.0086	0.0230	-0.3730	0.7096	
log.TPM_TS..dl10	0.0049	0.0024	1.9910	0.0481	*
CR_TS.dl11	-0.0488	0.0617	-0.7910	0.4298	
log.PIBM_TS..dl11	0.0048	0.0071	0.6790	0.4982	
Desempleo_TS.dl11	-0.0002	0.0219	-0.0080	0.9932	
log.TPM_TS..dl11	0.0041	0.0025	1.6660	0.0975	.
CR_TS.dl12	-0.1536	0.0607	-2.5290	0.0123	*
log.PIBM_TS..dl12	-0.0066	0.0066	-1.0090	0.3143	
Desempleo_TS.dl12	-0.0522	0.0201	-2.5920	0.0103	*
log.TPM_TS..dl12	0.0059	0.0025	2.4010	0.0174	*

***, **, * y . Denotan un nivel de significancia del 0.1%, 1%, 5% y al 10%, respectivamente

Figura 7

Prueba OLS-CUSUM (Brown et al., 1975)

