

# Determinantes macroeconómicos del riesgo de impago en créditos de vivienda de interés social (VIS) en Bogotá, en el periodo 2003-2016

## Macroeconomic determinants of default risk in social interest housing (VIS) loans in Bogota, in the period 2003-2016

[Artículos]

Andrés Alberto Soto López\*

Recibido: 6 de marzo del 2021  
Revisado: 12 de marzo del 2021  
Aprobado: 4 de noviembre del 2021

Citar como:

Soto López, A. A. (2022). Determinantes macroeconómicos del riesgo de impago en créditos de vivienda de interés social (VIS) en Bogotá, en el periodo 2003-2016. *Revista CIFE*, 24(41), 94-119. <https://doi.org/10.15332/22484914.7729>



### Resumen

En esta investigación se indaga sobre la situación del riesgo de impago en créditos hipotecarios VIS en Bogotá en el periodo comprendido entre el 2003 y el 2016 para identificar las variables macroeconómicas que influyeron en su comportamiento. Se consideran escritos de varios autores en los que se enuncian problemas políticos, sociales y económicos para buscar relaciones entre el comportamiento de estas variables con el impago. Se realiza un modelo de corrección del error y análisis de funciones impulso respuesta con datos de periodicidad trimestral, publicados por la Secretaría del Hábitat, para obtener evidencia empírica suficiente de la hipótesis planteada. Los resultados brindan evidencia sobre la presencia de tres vectores de cointegración entre las variables estudiadas y sugieren que tras bruscas alteraciones

---

\* Universidad del Tolima. Ingeniero industrial, Universidad Libre. Magíster en Ciencias Económicas Universidad Santo Tomas. Correo electrónico: [aasotol@ut.edu.co](mailto:aasotol@ut.edu.co); ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6079-2586>

en el PIB, las tasa de desempleo, las tasas de interés, la UVR y los salarios, se afecta negativamente la calidad de la cartera de créditos VIS en la ciudad.

**Palabras clave:** riesgo de impago, vivienda de interés social, cartera vencida, modelo de corrección del error.

**Clasificación JEL:** G24, N20.

## Abstract

This research investigates on the situation of default risk in VIS mortgage loans in Bogota in the period between 2003 and 2016 to identify the macroeconomic variables that influenced its behavior. Writings by several authors are included in which political, social and economic problems are stated to search for relationships between the behavior of these variables and non-payment. An error correction model and impulse response function analysis is carried out with quarterly data published by Habitat District Office to obtain sufficient empirical evidence of the proposed hypothesis. The results provide evidence of the presence of three cointegrating vectors between the variables studied and suggest that after sharp alterations in GDP, the unemployment rate, interest rates, UVR and wages, the quality of the VIS loan portfolio in the city is negatively affected.

**Keywords:** default risk, social interest housing, past due portfolio, error correction model.

**JEL classification:** G24, N20.

## Introducción

Entre los diversos riesgos que enfrenta una entidad financiera, el riesgo de impago de los clientes en sus obligaciones adquiridas es posiblemente el que puede tener mayor incidencia en otros sectores, puesto que de este se puede derivar pérdida asociada al riesgo de crédito (Trigo, 2009). Esta puede producir una disminución en el valor económico de los activos financieros y problemas en la economía nacional como los “altos niveles de desempleo, el deterioro de los ingresos de amplios sectores de la población y el súbito encarecimiento del crédito” (Bolívar, 2015, p. 50).

Se pueden encontrar ejemplos de crisis asociadas al riesgo de impago en las publicaciones hechas por la Comisión Nacional para la investigación de las causas de la crisis económica y financiera de Estados Unidos en el 2013, la cual señala que el incremento del riesgo y la disminución de requisitos mínimos para el otorgamiento de créditos hipotecarios fue una causante de la reciente crisis en este país. Por su parte, el Banco Central Europeo, en el 2011, en su reporte de estabilidad financiera, señaló que el riesgo de impago es fuente de inestabilidad para la zona euro por su probabilidad de contagio a otros indicadores económicos.

En el caso colombiano, se puede encontrar un ejemplo en la gran crisis inmobiliaria entre 1998 y el 2002, con el aumento de las cuotas de créditos hipotecarios y el deterioro descontrolado de la capacidad de pago de los hogares, que provocó inestabilidad financiera y la desaparición de algunas instituciones financieras. El efecto de contagio sobre la economía se mostró en las altas tasas de interés, recesión en la economía, desempleo, desvalorización en los inmuebles, cartera morosa y con la pérdida de cerca de 150 000 empleos incrementó la tasa de desempleo en dos puntos porcentuales (Cárdenas, 2004).

Por consiguiente, si la materialización del riesgo de impago representa una problemática que puede conllevar graves consecuencias en la economía, de allí la importancia de su estudio y sus determinantes. Existen comprobaciones empíricas que han logrado establecer que algunos factores macroeconómicos impactan el impago de créditos modificando su probabilidad (Delgado, 2012). Teniendo en cuenta esta evidencia, vale la pena realizar el análisis a nivel local de dichos factores macroeconómicos con el propósito de promover estos estudios y de herramientas a los gobiernos locales de la intervención oportuna para evitar crisis económicas, para este fin se va a abordar el análisis para el caso de Bogotá.

Asimismo, conociendo que las entidades financieras ofertan varias modalidades de crédito con características diversas y riesgos distintos, vale la pena hacer un análisis independiente de algunas de estas modalidades para establecer sus repercusiones individuales. En este trabajo se centró el análisis al crédito hipotecario VIS que es un tipo de crédito destinado para la obtención de vivienda de interés social, entendida según la Ley 1450 del 2011, como “Unidad habitacional que cumple con los estándares de calidad en diseño urbanístico, arquitectónico y de construcción, cuyo valor no excede los 135 SMLMV”, destinada para hogares con ingresos inferiores a 4 SMLMV. Por un lado, para comprender cómo evitar problemas económicos que puedan incidir negativamente en el desarrollo económico, el comportamiento del crédito hipotecario tiene importantes repercusiones macroeconómicas debido a su impacto sobre el sector de la construcción y la generación de empleo urbano (Cárdenas, 2003). Por otro, para tener un entendimiento de los factores que determinan su deterioro y así facilitar la formulación de alternativas de intervención que permitan a los adquirentes de créditos el cumplimiento de sus obligaciones financieras.

Consecuentemente, el análisis de los determinantes macroeconómicos del riesgo de impago de créditos VIS en Bogotá se abordó mediante un estudio básico descriptivo en el cual se pretendió describir con la mayor precisión posible una realidad local en el periodo 2003-2016, obteniéndose evidencia empírica suficiente para

identificar las causas del problema y construir un modelo econométrico para explicarlo.

De este modo, el objetivo que se planteó en este documento fue demostrar la relación entre escenarios políticos, algunas variables macroeconómicas como el PIB, IPC, las tasas de interés y el riesgo de impago de los créditos para vivienda de interés social, conocida como VIS, en la ciudad de Bogotá, así como determinar su magnitud acorde con la hipótesis del autor: “el riesgo de impago de los créditos hipotecarios VIS en Bogotá es un fenómeno determinado por el comportamiento de variables macroeconómicas”. Para lograrlo, se emplearon las pruebas de *stress*, las cuales son un rango de técnicas utilizadas para evaluar la vulnerabilidad de una institución o un sistema financiero ante *shocks* macroeconómicos; el uso de estas pruebas permite evaluar los efectos que puede tener un entorno macroeconómico adverso sobre el sistema financiero y, de esta manera, evaluar las posibles vulnerabilidades de las entidades que conforman el sistema (Rueda, 2008) y resulta ser excelente para medir si las políticas implementadas surtieron efecto en los agentes o brindaron resultados sólidos (Rincón y Campo, 2016).

En dichos análisis, se empleó un modelo de vector de corrección de errores (VEC), con datos de periodicidad trimestral en el periodo comprendido entre el 2003 y el 2016. Este permite la interacción de todas las variables dentro de un sistema en el cual cambian de forma simultánea contrariamente a los modelos individuales, en los que se evalúa exclusivamente el cambio de alguna de las variables y, a su vez, se emplearon análisis de impulso respuesta para evaluar los efectos de cambios de cada variable en el sistema.

## **Algunos antecedentes en la literatura**

En Colombia, la construcción de vivienda ha demostrado ser un mecanismo eficaz de reactivación económica, de generación de empleo no calificado e impulsor del crecimiento de la ciudad (López, 2011). Además, incentiva la activación de otros sectores de la economía, la inversión y brinda bienestar a los hogares.

Es por ello que en este país se considera que la vivienda es un derecho y está consignado en la Constitución Política, en su artículo 51, y “es un elemento fundamental para la dignidad humana, la salud física y mental y sobre todo la calidad de vida que permite el desarrollo del individuo” (Ministerio de Vivienda, 2014, p. 11). Para asegurar este derecho, se diseñan políticas públicas que permitan el acceso a la vivienda a toda la población. Una de estas iniciativas es la vivienda de interés social, que se trata de un inmueble que se desarrolla para garantizar el

acceso de los hogares de menores ingresos a la vivienda, cuyo precio y tipo lo determina el Gobierno Nacional. El precio actual para la VIS es entre 75 y 135 SMLV, lo que implica que dichos hogares de menores ingresos no tienen un fácil acceso, tal como lo menciona Morales et ál. (2005):

Las familias de menores ingresos tienen rigurosas restricciones de acceso a viviendas dignas, debido a sus insuficientes capacidades de compra en comparación con el precio de los inmuebles; por tal motivo, el financiamiento debe garantizar cuotas de amortización ajustadas al ingreso de la familia, amplios plazos y un sistema de financiación propicio, confiable y sostenible, que sea estable tanto para los deudores de vivienda como para las entidades financieras. (p. 125)

Además de estos, se desprenden algunos problemas asociados a este hecho, entre los cuales se pueden identificar el déficit cuantitativo y cualitativo de vivienda y la existencia de procesos de urbanización ilegal.

Todos estos factores implican que, en la mayoría de casos, los hogares deban recurrir al crédito para la compra de VIS, donde, en ocasiones, se presentan dificultades para el pago de crédito dada la naturaleza de largo plazo de los productos hipotecarios. A razón de esto, el riesgo de impago es mayor, ya que en este horizonte de tiempo se pueden presentar condiciones no observables con mayor frecuencia (Zorrilla, 2010).

## **Estado del arte**

En este documento se analizó la cartera hipotecaria de vivienda de interés social a partir del 2003. Se realizó con datos de Bogotá que concentra 44 % del saldo de capital de créditos hipotecarios en Colombia, del cual el 57.3 % corresponden a vivienda de interés social (VIS). Cabe anotar que esto es posible, ya que Bogotá tiene sus propias estadísticas que tienen un peso importante dentro de varios renglones de la economía nacional.

En este apartado se enunciarán algunos estudios trabajos en el tema, presentando los resultados obtenidos por los autores:

- Hoggartg, Sorensen y Zicchino (2005) emplearon un modelo de vectores auto regresivos (VAR) y funciones de impulso respuesta para evaluar el comportamiento del indicador de mora de algunos bancos del Reino Unido ante cambios bruscos de variables macroeconómicas. En este estudio, se concluyó que hay una relación inversa entre el crecimiento del PIB y el

indicador de morosidad, es decir, si el PIB aumenta, el indicador de morosidad decrecerá.

- Rueda y Vásquez (2008) emplearon un modelo de vector de corrección del error (VEC) y funciones de impulso respuesta para analizar las carteras comercial, consumo e hipotecaria para Colombia. En los resultados se concluyó que los cambios en la actividad económica y en la tasa de desempleo generan aumento en provisiones y reducción de ingresos por intereses que redundan pérdidas cuantiosas para el sistema financiero.
- Ramírez (2014) empleó una prueba de estrés macro por medio de un modelo VAR y funciones de impulso respuesta, que se busca cuantificar el impacto que generan las variaciones macroeconómicas en el riesgo de crédito del sistema financiero colombiano, y así tratar de evaluar la capacidad de este para soportar posibles cambios en la economía. Este estudio demostró que el sistema bancario colombiano está fortalecido ante posibles cambios macroeconómicos para soportar las pérdidas por créditos vencidos.
- Giraldo (2010) empleó un modelo de Cointegración a lo Granger y funciones de impulso respuesta con datos mensuales en el periodo 1995-2009 para encontrar la relación entre la cartera del sistema financiero y la cartera vencida. Se concluyó la existencia de alguna sensibilidad de la cartera vencida ante choques de la cartera total en sentido positivo para el sistema financiero agregado.
- Gutiérrez y Vásquez (2008) emplearon un modelo VEC y funciones de impulso respuesta que buscaron estimar la relación de largo plazo de los índices de mora de las carteras comercial, consumo e hipotecaria para Colombia. Se concluyó que los índices de mora aumentan ante choques en las variables macroeconómicas y pueden generar un menor nivel de rentabilidad del sistema financiero.
- Granados (2012) empleó un modelo VEC y funciones de impulso respuesta para analizar las crisis financieras y su relación con algunas variables económicas y variables del sistema financiero colombiano. Se encontró evidencia empírica para concluir que las crisis bancarias pueden emerger cuando las condiciones macroeconómicas son débiles.
- Alfonso (2012) realizó un análisis de series de tiempos para el mercado inmobiliario en Bogotá. Concluyó que el mercado formal de construcción de viviendas para hogares de bajos ingresos no atiende satisfactoriamente el déficit de residencial en este segmento, implicando, para ellos, mayor

hacinamiento y costos adicionales que pueden afectar la capacidad de pago de los créditos.

- Cediell y Velázquez (2015) emplearon un método univariado para determinar qué está sucediendo con los precios de la vivienda en Bogotá. Los resultados proporcionan evidencia estadística de crecimientos exuberantes de precios en algunas zonas desde el 2009. Además, que dichos incrementos no son homogéneos en la ciudad ni coyunturales y que en el caso de los estratos 1, 2 y 3 se constata que hay déficit de vivienda, lo que amplía el déficit habitacional e incrementa los precios.
- La Secretaría Distrital del Hábitat (2014) efectuó un análisis de la encuesta multipropósito Bogotá para encontrar los determinantes de la tenencia formal de vivienda en Bogotá. Se concluyó que las condiciones de formalidad en la tenencia y condiciones de accesibilidad a equipamientos de seguridad, recreación y transporte presentan segregación en la ciudad, encontrando déficit cualitativo en las viviendas para los estratos más bajos significando sobrecostos en adecuaciones.

Con estos análisis, se concluye que un cambio negativo en variables macroeconómicas puede generar un evento de riesgo en el sistema financiero y ser detonante de una crisis. Igualmente, se muestra que en Bogotá se presentan situaciones que implican sobrecostos para los hogares de menores estratos que afectan la capacidad de pago de los créditos hipotecarios de VIS e incrementan el riesgo de impago.

## **Datos estilizados**

En el caso del mercado de crédito hipotecario VIS en Bogotá se ha observado una mejora en la gestión de riesgo de impago en los 13 años en estudio, pasando de un 4.51 % en el 2003 a un 1.76 % en el 2016 en el indicador de cartera vencida según datos de la Secretaría del Hábitat.

Para la VIS, se observa que el indicador de cartera vencida, en Bogotá, es menor que la NO VIS y el TOTAL. En la figura 1 se puede ver la evolución del indicador de cartera vencida para los créditos de vivienda de interés social y los créditos de vivienda en general:

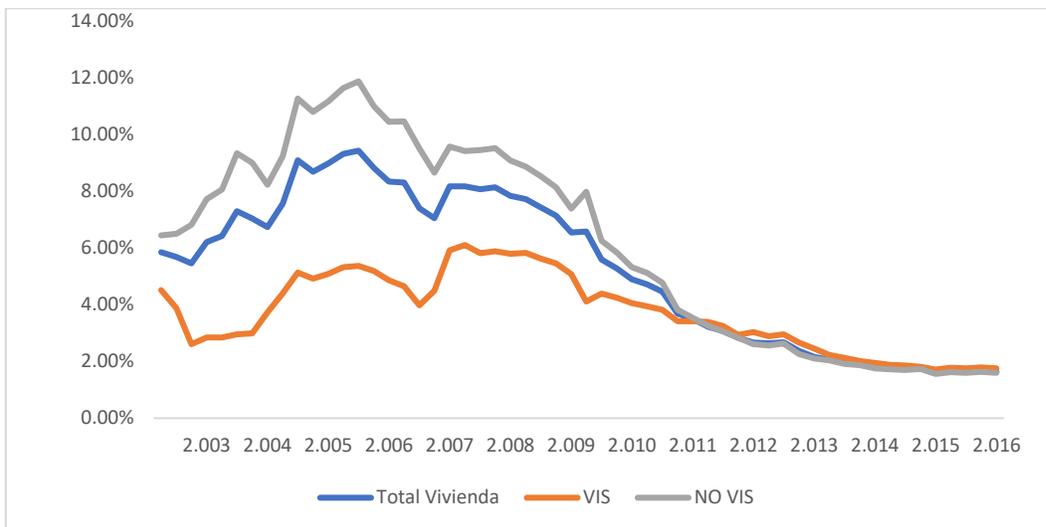


Figura 1. Indicador de cartera vencida en Bogotá (2003-2016)

Fuente: elaboración propia a partir de los datos de la Secretaría del Hábitat.

Se puede observar la mejora que ha habido en temas relacionados con el desempeño de la cartera. Sin embargo, se vislumbra el hecho que la cartera VIS no ha logrado erradicar el riesgo de impago en Bogotá a pesar de tener ciertas exenciones y cargos diferenciales, lo que indica que se debe profundizar en los demás factores que inciden en este comportamiento.

De igual manera, se analiza el saldo total de la cartera VIS *versus* el indicador de cartera vencida en esta ciudad para analizar la evolución de los dos indicadores y hallar una posible relación. En la figura 2 se observa la serie de tiempo contrastando el saldo total de cartera hipotecaria VIS y el ICVISBOG.

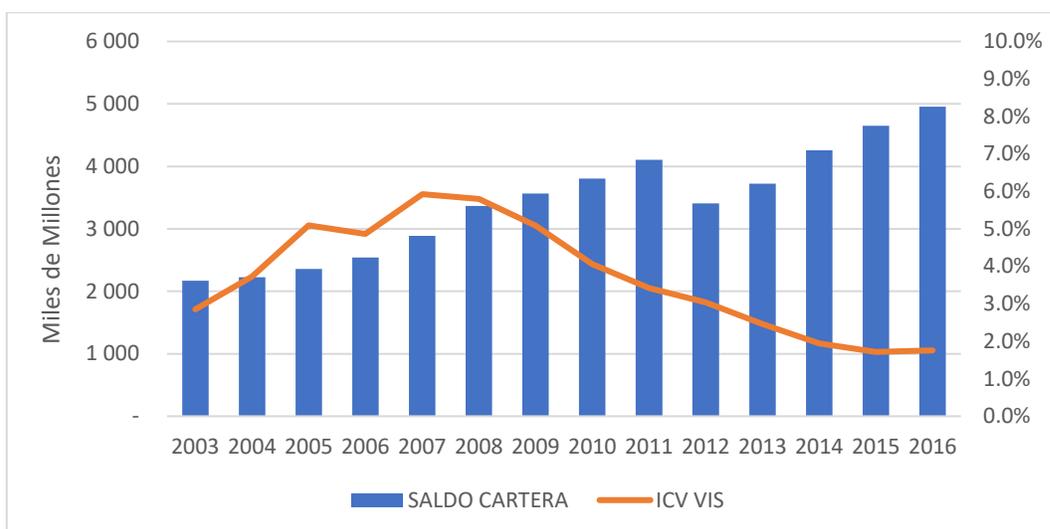


Figura 2. Saldo de cartera VIS en Bogotá e ICVISBOG

Fuente: elaboración propia a partir de los datos de la Secretaría del Hábitat.

Se concluye la mejora en el indicador de cartera vencida y un aumento sostenido en el saldo de cartera total, estimulado por reformas en políticas públicas en el periodo en estudio.

## Metodología

Con el fin de determinar las relaciones que existen entre el indicador de mora de créditos VIS Bogotá y las variables macroeconómicas, se especificó un modelo VEC, el cual permite determinar endógenamente todas las variables que conforman el sistema, permitiendo encontrar la relación existente entre estas y pronosticar su comportamiento en distintos escenarios, seguido de funciones de impulso-respuesta para determinar la respuesta de las variables a choques.

Este modelo permite determinar las relaciones a largo plazo de las variables en series no estacionarias, pero con el mismo orden de cointegración.

Se realizaron pruebas de hipótesis para determinar la cantidad de rezagos óptima, asimismo obtener resultados acerca de la normalidad, autocorrelación y estacionareidad.

La base de datos que se utilizó para estimar el modelo empleó información publicada por la Secretaría de Hábitat en el periodo 2003-2016, que reporta estos indicadores para Bogotá de manera trimestral en sus reportes estadísticos.

## VARIABLES PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL MODELO VEC

Para la construcción del modelo VEC, se tendrán en cuenta variables endógenas que permitan pronosticar el comportamiento del impago en créditos de vivienda de interés social (VIS) en Bogotá. Para este fin se recolectaron datos de nueve variables en el periodo estudiado, las cuales se definen a continuación:

Indicador de cartera vencida VIS Bogotá: es un indicador que permite medir la participación de la cartera que presenta impago sobre el total de la cartera, es decir, cuando se materializa el riesgo de impago. Fue escogida para comprobar su relación con las demás variables por sus características y ventajas estadísticas y conceptuales respecto a otros indicadores de riesgo de impago como el gasto en provisiones y en castigos (Sagner, 2011).

Para efectos de este documento, y acorde a la metodología de cálculo de la Superintendencia Financiera, su cálculo se realizó de la siguiente forma:

ICVISBOG:

$$\frac{\text{Capital de 1 o más cuotas vencidas VIS Bogotá}}{\text{Saldo de capital total VIS Bogotá}}$$

UVR: es una unidad de cuenta usada para calcular el costo de los créditos de vivienda que le permite a los bancos mantener el poder adquisitivo del dinero prestado.

TVIS: tasa de colocación para la adquisición de VIS.

IPC: mide la evolución del costo promedio de una canasta de bienes y servicios representativa del consumo final de los hogares, expresado en relación con un periodo base.

PIBBOG: es el total de bienes y servicios producidos en Bogotá durante el periodo de tiempo determinado a precios constantes.

Sal: es el salario mínimo decretado por el gobierno nacional.

Tasa de desempleo en Bogotá: mide el nivel de desocupación en relación con la población activa.

POT: variable *dummy* del plan de ordenamiento territorial para Bogotá en el periodo estudiado. Cada administración tiene retos y objetivos que mejoraron o no las condiciones de acceso a la VIS.

Reforma: variable *dummy* de las reformas tributarias. En el periodo estudiado, se encontraron seis reformas tributarias que sin lugar a dudas y por su naturaleza incidieron en la economía de los hogares en Bogotá.

### **Descripción de las variables**

Para realizar los cálculos y formular el modelo, se utilizó el programa STATA, para iniciar, se ingresaron los datos de las variables en el periodo 2013-2016 de manera trimestral, los cuales se describen a continuación (en los casos de las variables no estructurales se va a emplear una variable *dummy*):

Tabla 1. Estadísticas descriptivas del periodo estudiado

Variable	Obs	Media	Std. Dev.	Min	Max
ICVISBOG	52	0.0388634	0.0131377	0.0171594	0.0610985
UVR	52	1.804.108	2.712.511	1.311.982	2.268.461
TVIS	52	0.1475327	0.0265639	0.1154	0.202
IPC	52	997.652	1.457.922	74.54	1.260.281
TDES	52	01109723	0.0257536	0.0768954	0.1748636
PIB	52	27375.98	4 422 023	19802	35100
Sal	52	487596.2	98229.86	332000	644350

Fuente: elaboración propia.

Se puede apreciar dispersión en las variables en los estadísticos obtenidos, que se evidencia en una desviación estándar elevada con respecto a la media. Por consiguiente, se procedió a analizar más a profundidad las series para determinar si se cumplían todos los supuestos del modelo.

## **Resultados de pruebas estadísticas**

### **Prueba de raíces unitarias**

Es necesario aplicar pruebas de raíces unitarias a las series, con el fin de determinar si son estacionarias, es decir, que sus medias y autocovarianzas no dependen del tiempo.

Para este fin se usan las pruebas de Philips Perron y de Dickie Fuller, aumentado con tendencia lineal, las cuales se realizaron en todas las variables arrojando los siguientes resultados (se toma una  $\alpha=5\%$ , lo que quiere decir que el criterio de confiabilidad es del 95 %):

Tabla 2. Prueba de raíz unitaria: Test Philips Perron

Serie	Rezagos incluidos	t-estadístico de prueba	P-valor	Rechaza la Ho
ICVISBOG	3	-2.470	0.7923	NO
UVR	3	-0.251	0.8357	NO
TVIS	3	-4.734	0.3226	NO
IPC	3	0.073	0.9724	NO
TDES	3	-5.817	0.0785	NO
PIB	3	0.004	0.9599	NO
Sal	3	-0.014	0.9561	NO

Fuente: elaboración propia.

Tabla 3. Prueba de raíz unitaria: Test Dickey Fuller

Serie	Rezagos incluidos	t-estadístico de prueba	P-valor	Rechaza la Ho
ICVISBOG	3	-1.183	0.9140	NO
UVR	3	-2.119	0.5352	NO
TVIS	3	-2.334	0.4154	NO
IPC	3	-1.982	0.5114	NO
TDES	3	-4.350	0.0026	SI
PIB	3	-3.572	0.0323	NO
Sal	3	-7130	0.000	SI

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con las pruebas realizadas, no se rechazó la hipótesis nula: las variables tienen al menos una raíz unitaria, es decir, no es estacionaria. Por consiguiente, se procedió a continuar con la metodología planteada y a hacer una prueba de cointegración.

### ***Ecuación de cointegración***

Seguidamente, se debe comprobar que las series están cointegradas, es decir, que su combinación lineal si sea estacionaria y, por tanto, que encuentren una relación de equilibrio a largo plazo.

Las variables de interés se encuentran en el vector  $Y_t$

$$Y_t = (ICVISBOG_t, UVR_t, TVIS_t, IPC_t, TDES_t, PIB_t, Salt)$$

Y su ecuación de cointegración:

$$\pi Y_t = \pi_1 ICVISBOG_t, \pi_2 UVR_t, \pi_3 TVIS_t, \pi_4 IPC_t, \pi_5 TDES_t, \pi_6 PIB_t, \pi_7 Salt = 0$$

Siendo  $\pi$  una matriz  $7 \times 1$  que contienen los parámetros de corrección del error.

El test con el que se procederá es el de Johansen para determinar la existencia del vector  $\pi$  y el rango de cointegración, pero antes se halló el número de rezagos óptimo para el modelo VEC.

Tabla 4. Número de rezagos:

Lag	LL	LR	df	P	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-663.413				3193.18	27.9339	28.037	28.2068
1	-305.38	716.07	49	0.000	.008349	15.0575	15.8825	17.2406*
2	-235.019	140.72	49	0.000	.003902	14.1675	15.7143	18.2607
3	-155.535	158.97	49	0.000	.001578	12.8973	15.166	18.9007
4	-45.4027	220.26*	49	0.000	.000281*	10.3501*	13.3407*	18.2637

Fuente: elaboración propia.

Por medio de esta prueba se establece que el número óptimo de rezagos óptimo para el modelo VEC es de 4. También, se debe determinar si las variables elegidas pueden explicar la variable ICVISBOG, para este fin se realiza el test de hipótesis lineal, obteniendo los siguientes resultados:

Tabla 5. Test linear hipótesis

(D_ ICVISBOG)LD.UVR=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.UVR=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.UVR=0	SI
(D_ ICVISBOG)LD.TVIS=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.TVIS=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.TVIS=0	SI
(D_ ICVISBOG)LD.IPC=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.IPC=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.IPC=0	SI
(D_ ICVISBOG)LD.TDES=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.TDES=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.TDES=0	SI
(D_ ICVISBOG)LD.PIB=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.PIB=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.PIB=0	SI
(D_ ICVISBOG)LD.SAL=0	SI
(D_ ICVISBOG)L2D.SAL=0	SI
(D_ ICVISBOG)L3D.SAL=0	SI

Fuente: elaboración propia.

Según los resultados obtenidos, se rechazó la hipótesis nula, es decir, las variables en el modelo pueden explicar la variable ICVISBOG.

### **Test de Johansen**

Con esta prueba se busca comprobar si las variables tienen relación a largo plazo. Se realizó sin las variables dicótomas.

Tabla 6. Test de Johansen

Trend: constant			Number of obs = 54		
Sample: 2003-Q3 - 2016-Q3			Lags= 2		
maximum					
rank	parms	LL	eigenvalue	trace statistic	5% critical value
0	46	-336.2552		158.4648	124.24
1	69	-310.22442	0.64698	106.4033	04.15
2	80	-292.54986	0.50687	71.0541	68.52
3	89	-277.30239	0.45659	40.5592*	47.21
4	96	-265.40495	0.37867	16.7643	29.68
5	101	-260.04205	0.19307	6.0385	15.41
6	104	-257.06816	0.11215	0.0908	3.76
7	105	-257.02278	0.00181		

Fuente: elaboración propia.

En el resultado de las pruebas de cointegración, se rechazó la hipótesis nula de no cointegración, encontrando tres vectores de cointegración. Los resultados obtenidos demuestran el cumplimiento de las propiedades estadísticas para la construcción del modelo de corrección de errores (VEC).

### **Modelo**

Al analizar series temporales se asume que son estacionarias. Cuando se efectúan regresiones en variables no estacionarias existe el riesgo de obtener una regresión espuria en el que aparentemente las variables exógenas explican la variabilidad de la variable endógena, a pesar de que no tienen ninguna relación; es decir, el resultado no es fiable.

Las variables contempladas en la realización de este documento son no estacionarias, tal como se comprobó con las pruebas de raíz unitaria efectuadas lo que descartó el uso de regresiones en la comprobación empírica. No obstante, se comprobó mediante la prueba de Johansen, que existe relación de largo plazo entre

las variables, lo que permitió concluir que un modelo de corrección del error sería apropiado para analizar las relaciones de equilibrio a largo plazo de las variables.

En esta clase de modelo se contempla que en el corto plazo existen desequilibrios en las variables que se van corrigiendo gradualmente en el tiempo.

Para realizar la estimación de las relaciones entre el ICVISBOG y las demás variables, se empleó un modelo VEC de Johansen (1995) con cuatro rezagos ( $p = 4$ ):

$$\Delta y_t = \mu + \pi y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + \psi D_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

Donde:

$y_t$  : es un vector que contiene la  $t$ -ésima observación de las variables endógenas.

$\mu$ : es un vector de parámetros asociados a la dinámica de corto plazo de cada ecuación.

$\Delta y_t - i$ : es un vector que contiene las primeras diferencias de las variables de cada ecuación.

$y_{t-1}$ : es un vector que contiene el primer rezago de las variables de cada ecuación.

$\pi$ : es una matriz que contiene los parámetros del mecanismo de corrección del error.

$\Gamma_i$  : es una matriz de parámetros asociados a la combinación lineal de los rezagos de las variables en primeras diferencias, de cada ecuación.

$\psi$  : es un matriz que contiene los parámetros asociados a las de variables *dummy*.

$D_t$  : es una matriz que contiene la  $t$ -ésima observación de cada una de las variables *dummy* (POT y reformas tributarias).

$\varepsilon_t$  : es un vector que contiene la  $t$ -ésima observación de cada una de las  $k$  perturbaciones estocásticas ruido blanco con distribución normal multivariada.

En una representación más explícita:

$$\begin{bmatrix} \Delta ICVISBOG \\ \Delta UVR \\ \Delta TVIS \\ \Delta IPC \\ \Delta TDES \\ \Delta PIB \\ \Delta Sal \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \\ \mu_5 \\ \mu_6 \\ \mu_7 \end{bmatrix} + [\pi_1 \quad \pi_2 \quad \pi_3 \quad \pi_4 \quad \pi_5 \quad \pi_6 \quad \pi_7] \begin{bmatrix} ICVISBOG_{t-1} \\ UVR_{t-1} \\ TVIS_{t-1} \\ IPC_{t-1} \\ TDES_{t-1} \\ PIB_{t-1} \\ Sal_{t-1} \end{bmatrix} + \Gamma_1 \begin{bmatrix} \Delta ICVISBOG_{t-1} \\ \Delta UVR_{t-1} \\ \Delta TVIS_{t-1} \\ \Delta IPC_{t-1} \\ \Delta TDES_{t-1} \\ \Delta PIB_{t-1} \\ \Delta Sal_{t-1} \end{bmatrix} + \Gamma_2 \begin{bmatrix} \Delta ICVISBOG_{t-2} \\ \Delta UVR_{t-2} \\ \Delta TVIS_{t-2} \\ \Delta IPC_{t-2} \\ \Delta TDES_{t-2} \\ \Delta PIB_{t-2} \\ \Delta Sal_{t-2} \end{bmatrix} + \Gamma_3 \begin{bmatrix} \Delta ICVISBOG_{t-3} \\ \Delta UVR_{t-3} \\ \Delta TVIS_{t-3} \\ \Delta IPC_{t-3} \\ \Delta TDES_{t-3} \\ \Delta PIB_{t-3} \\ \Delta Sal_{t-3} \end{bmatrix} + \Gamma_4 \begin{bmatrix} \Delta ICVISBOG_{t-4} \\ \Delta UVR_{t-4} \\ \Delta TVIS_{t-4} \\ \Delta IPC_{t-4} \\ \Delta TDES_{t-4} \\ \Delta PIB_{t-4} \\ \Delta Sal_{t-4} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \\ \varepsilon_7 \end{bmatrix} \quad (2)$$

Fuente: elaboración propia.

Del lado derecho, se encuentra un vector  $\mu$  de dimensión  $7 \times 1$  seguido del vector de cointegración  $\pi$  multiplicado por el vector de variables en el periodo t-1, el producto de esta multiplicación, conocido como término de corrección del error, es una serie estacionaria que en el largo plazo es estacionaria e igual a 0. Más adelante, el vector de variables en el periodo  $t - 1$  seguido del vector  $\psi Dt$  que contiene las variables *dummies* y, finalmente, el vector de errores que, de acuerdo con el modelo VEC se asume ruido blanco (de media 0 y varianza constante).

En este modelo todas las variables son tomadas como endógenas ya que cada variable se ve afectada por sí misma y las demás variables en el periodo t.

Con el programa Stata, se corrió el modelo VEC planteado con tres vectores de cointegración y cuatro rezagos.

En los resultados se observó que las variables *dummies* no tenían significancia estadística y, por otro lado, los coeficientes negativos indicaron que estas variables no tenían efectos sobre la variable ICVISBOG. Por otro lado, el modelo con estas variables presentó inestabilidad lo que resultaba inconveniente para el posterior análisis de resultados.

Tabla 7. Significancia de las variables *dummies*

VARIABLES DEL SISTEMA	p>z
POT2	0.253
POT3	0.231
POT4	0.164
REFORMA2	0.78
REFORMA3	0.808
REFORMA6	0.931

Fuente: elaboración propia.

Por las razones expuestas, se decidió reformular el modelo excluyendo las variables *dummies* y concluyendo que su comportamiento en el periodo analizado no tuvo efecto significativo para ser estudiado. También, se excluyeron en la realización de las pruebas descritas.

## Resultados

Se concluyó que los supuestos del modelo VEC se cumplen para las variables elegidas, razón por la cual se procedió a ejecutarlo en el aplicativo STATA:

Tabla 8. Resultados del modelo VEC estimado

VARIABLES DEL SISTEMA	p>z	ICVISBOG	UVR	TVIS	IPC	TDES	PIB	Sal
<b>Componentes del vector de cointegración <math>\Pi</math> estimado (1)</b>	0.037	0.2345909 (0.1829983) {0.200}	0.0015522 (0.0013621) {0.254}	-0.0112024 (0.0855123) {0.896}	0.0010492 (0.0022727) {0.644}	0.2518166 (0.1729635) {0.145}	-3,62e-6 (4.08e-6) {0.374}	-3.93e-7 (2.72e-7) {0.148}
<b>Componentes del vector de cointegración <math>\Pi</math> estimado (2)</b>	0.386	-0.1167551 (0.155922) {0.454}	0.0024867 (0.0014904) {0.094}	0.0869364 (0.0734966) {0.237}	-0.004421 (0.0025646) {0.085}	0.0296101 (0.1394403) {0.832}	6.06e-7 3.16e-6 0.055	6.13e-8 1.83e-7 0.973
<b>Componentes del vector de cointegración <math>\Pi</math> estimado (3)</b>	0.783	-0.0253798 (0.172472) {0.883}	-0.0000837 (0.001002) {0.933}	0.2409697 (0.0826094) {0.004}	-0.0010416 (0.0030593) {0.734}	0.0567699 (0.1100141) {0.606}	4.06e-6 2.59e-6 0.117	-1.09e-7 1.71e-7 0.523

Observaciones incluidas después de ajustes: 48

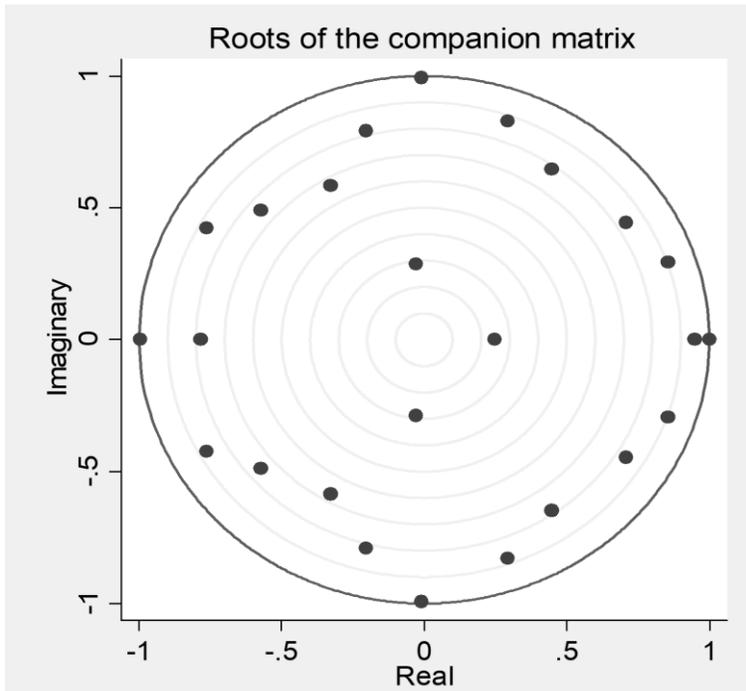
Error estándar ()

P valor {}

Fuente: elaboración propia.

El modelo cumple las condiciones de estabilidad:

Figura 3. Estabilidad del modelo



Fuente: elaboración propia.

Como se pudo apreciar, el vector de cointegración 1 es significativo, mientras que los vectores 2 y 3 no lo son, por lo tanto, se excluyeron del análisis. De esta manera, el vector de cointegración, para que las variables encuentren equilibrio a largo plazo, es:

$$III: (0,2345909 \ 0,0015522 \ -0,0112024 \ 0,159108 \ 0,0010492 \ -3,62e-6 \ -3,93e-7)$$

Y con el ordenamiento de las variables cointegradas

$$0,2345909 \ ICVISBOG_t + 0,0015522 \ UVR_t - 0,0112024 \ TVIS_t + 0,159108 \ IPC_t \\ + 0,0010492 \ TDES_t - 3,62e-6 \ PIB_t - 3,93e-7 \ Salt = 0$$

Dicha ecuación se puede reescribir de la siguiente manera:

$$ICVISBOG_t = -0,006616UVR_t + 0,0477529TVIS_t - 0,0044724IPC_t - 1,0734286 \\ TDES_t + 1,5431E-05PIB_t + 1,6753E-06Salt$$

Los resultados indican significancia, sin embargo, sería errónea una interpretación económica a partir de estas ecuaciones pues se deben tener en cuenta todas las relaciones existentes entre las variables como se precisa en el modelo VEC.

Por este motivo, se utilizó el análisis impulso respuesta para comprender el impacto de cada variable en el sistema para la posterior interpretación de los resultados.

### **Análisis de impulso respuesta**

En el caso de modelos VEC, las funciones de impulso respuesta sirven para visualizar de mejor manera las relaciones entre las variables. Tales funciones ilustran el efecto que tiene un choque aleatorio en una de las variables sobre el resto de las variables del sistema. Al hacer uso de variables no estacionarias en este modelo, el efecto de un choque sobre una de las variables podrá no decaer asintóticamente, sino que se mantendrá a lo largo del tiempo (Bonilla, 2011).

El propósito que se planteó en este documento fue el de analizar el comportamiento de la cartera vencida de los créditos otorgados para la compra de viviendas de interés social en Bogotá (en este caso, denominado ICVISBOG). Al encontrarse vectores de cointegración entre las variables se comprobó que el comportamiento de esta variable está determinado por las demás variables en el modelo. Por consiguiente, solo se presentan los gráficos de respuesta de esta variable ante un impulso de las demás variables.

En la figura 4 se presenta la función de impulso respuesta de cada una de las variables sobre ICVISBOG. Posteriormente, se analizó cada variable independientemente.

Los resultados demostraron que un choque, tanto en la variable UVR como en TVIS, tiene el efecto de aumentar la ICVISBOG, esto resulta acorde con la teoría en la que se indica que un mayor costo en las cuotas de los créditos tiene un impacto negativo sobre el impago puesto que incide en la capacidad de pago de los hogares. Por su parte, un choque de la variable TDES obtuvo un comportamiento similar pero aleatorio durante los primeros trimestres, comprobando que la tasa de desempleo incide negativamente en la capacidad de pago de los hogares, igualmente acorde a la evidencia empírica que indica que el aumento de estas variables incrementa el costo de la cuota y, por consiguiente, afecta la capacidad de pago de los hogares.

En el caso del PIB los resultados indicaron que después del choque, el ICVISBOG aumentará, esto es, porque, ante la disminución del PIB, el mercado de vivienda se desestimularía y se reduciría la cartera total de VIS. Esto obedece a que en el caso del PIB, el choque de esta variable desestimula el mercado de vivienda de interés social, disminuyendo el saldo total de cartera y en el caso de la tasa de desempleo es porque impacta la capacidad de pago de los hogares.

En contraste, el resultado del ICVISBOG tras el choque del IPC indicó que este tiende a tener mejoría tras el trimestre catorce, con lo que se demuestra que el IPC no tiene efecto negativo. Esto se explica porque incide en los costos de la vivienda, pero no en la capacidad de pago de los hogares. Se puede explicar que afecta los costos de la vivienda, mas no en la capacidad de pago de los hogares.

Finalmente, un choque de los salarios sobre el ICVISBOG tiene un efecto aleatorio los primeros trimestres después del choque inicial. Posterior a esto se ve el efecto negativo, pero no tan marcado como en las otras variables. Esto se explica porque los salarios tienen una fuerte incidencia en la capacidad de pago de los hogares, pero algunos factores como ahorros, cesantías o movilidad laboral evitan que el impacto se vea inmediatamente tras el choque.

La comprobación empírica es acorde con los hallazgos encontrados en el periodo de estudio y el marco teórico analizado para la ejecución de esta investigación, los resultados dan un marco de acción para anticipar el comportamiento de riesgo de impago. En las conclusiones, el autor sugiere una alternativa de intervención para evitar deterioros en cartera.

Los resultados obtenidos vislumbran una alta sensibilidad del indicador de impago escogido ICVISBOG ante cambios bruscos en algunos indicadores del entorno macroeconómico.

Con esto, se pudo concluir qué cambios en la actividad económica generan aumento de impago y, por ende, en provisiones y reducción de ingresos que se traducen en pérdidas importantes para el sistema financiero.

También, se corrobora que los resultados presentados deben ser utilizados para la evaluación del riesgo de impago ante choques en las variables del entorno macroeconómico. Por lo tanto, el uso del modelo propuesto debe ser en la incorporación de este en modelos de pérdidas esperadas por impago y cálculo de provisiones en las entidades financieras con el propósito de tener mayor precisión en este cálculo y evitar pérdidas que afecten la estabilidad del sistema financiero.

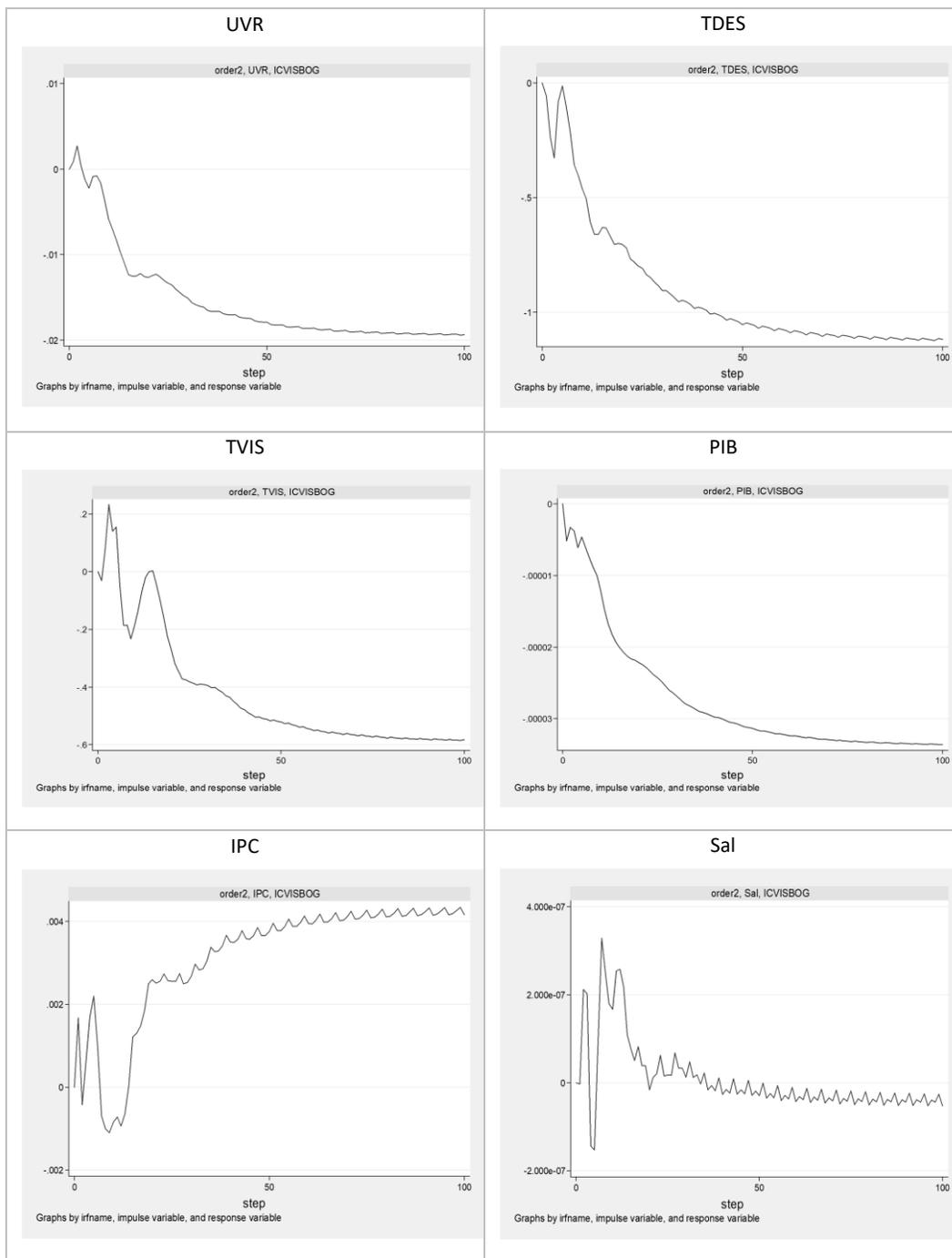


Figura 4. Gráficas de impulso respuesta

Fuente: elaboración propia.

## Análisis de los residuales

Es necesario analizar el comportamiento de los residuales del modelo para comprobar los supuestos con respecto a estos.

### Test de autocorrelación

Una prueba para medir la autocorrelación en los residuales del modelo es la de los multiplicadores de LaGrange. Esta prueba se hace con el propósito de descartar comportamientos sistemáticos entre los residuales, se realizó con treinta rezagos para evaluar si los residuales podían estar relacionados hasta en treinta trimestres atrás. Se obtienen los siguientes resultados:

Tabla 9. Test de multiplicadores de LaGrange

Rezagos	Chi2	Prob > Chi2	Rezagos	Chi2	Prob > Chi2
1	563.517	0.21916	16	556.277	0.23942
2	483.339	0.50004	17	326.313	0.96525
3	617.904	0.10380	18	453.305	0.62268
4	415.021	0.76779	19	314.662	0.97570
5	863.128	0.00080	20	440.058	0.67535
6	443.306	0.66261	21	620.123	0.10038
7	394.240	0.83400	22	331.919	0.95917
8	448.152	0.64338	23	381.377	0.86907
9	464.865	0.57561	24	397.568	0.82416
10	419.383	0.75256	25	519.119	0.36107
11	502.594	0.42332	26	411.794	0.77878
12	441.812	0.66849	27	365.233	0.90620
13	399.466	0.81841	28	424.960	0.73249
14	498.838	0.43799	29	357.786	0.92073
15	480.363	0.51216	30	573.891	0.19218

Fuente: elaboración propia.

Según los resultados obtenidos, no se rechazó la hipótesis nula, es decir, no hay autocorrelación en los residuos, únicamente en el rezago 5 se obtuvo un p-valor inferior al 5 %, con esto resultó difícil no rechazarla.

### Test de normalidad:

Al realizar el test de normalidad multivariada se determinó que los residuos de este modelo están normalmente distribuidos, a excepción de las variables TVIS y Sal, pero no representa complicación al modelo.

Tabla 10. Test Jarque-Bera

Variable	Chi2	Prob > Chi2
D_ICVISBOG	1.859	0.39479
D_UVR	1.925	0.38187
D_TVIS	27.347	0.00000
D_IPC	0.404	0.81705
D_TDES	1.077	0.58354
D_PIB	0.892	0.64030
D_Sal	6.318	0.04246

Fuente: elaboración propia.

## Conclusiones

Existen evidencias y estudios que lo respaldan para asegurar que la vivienda de interés social es un promotor de desarrollo económico a nivel nacional y local, combatiendo problemas como la desigualdad y el desempleo. En Bogotá estas viviendas se obtienen, en su mayoría, por medio de créditos hipotecarios otorgados por el sector financiero.

Debido a este hecho, vale la pena analizar el comportamiento que ha tenido el crédito para la financiación de vivienda de interés social, producto que cuenta con riesgo de impago como se observa en los indicadores en el periodo comprendido entre el 2003 y el 2016, y existen varios factores que, sin lugar a duda, han tenido repercusión en este.

En concordancia, mediante datos estadísticos de variables macroeconómicas con periodicidad trimestral para Bogotá y variables *dummies*, representando las reformas tributarias y los planes de ordenamiento territorial del periodo, se construyó un modelo de vector de corrección de error, teniendo en cuenta que existen relaciones a largo plazo.

Las variables estudiadas indicaron poca significancia estadística de las variables *dummies*. En contraste, los resultados mostraron que la presencia de una brusca alza en tasa de interés, UVR, y son determinantes claros para que se presente aumento en los indicadores de impago en la cartera de créditos VIS en Bogotá. Un alza brusca en el PIB es determinante para la reducción en los indicadores de impago, mientras que un choque brusco en IPC, tasa de desempleo y salarios no representan impactos inmediatos en este indicador.

El aporte de este documento radica en el hecho de proponer un modelo novedoso para medir el riesgo de impago en este tipo de cartera para el posterior cálculo de provisiones en las entidades financieras. Lo innovador es que convergen el desempeño de indicadores macroeconómicos a nivel local y el desempeño de la cartera de créditos VIS a nivel local.

Con los resultados obtenidos en esta investigación, se deja abierta la discusión sobre cómo enfrentar periodos de turbulencia, en los que los comportamientos de las variables macroeconómicas enunciadas presenten deterioros significativos que incidan nocivamente en la cartera de créditos VIS.

La recomendación que sugiere el autor es que se plantee una política regulatoria en las entidades financieras, que promueva la realización de pruebas de impulso respuesta para medir la inestabilidad del sistema financiero a la luz de los efectos de dichos deterioros. Del mismo modo, se sugiere analizar la adecuación del modelo propuesto a otros tipos de crédito y otros sectores (como el solidario), evaluando la viabilidad de incorporar otras variables.

## Referencias

- Alfonso, Ó. A. (2012). Mercado inmobiliario y orden residencial metropolitano en Bogotá. *Eure*, 38(114), 99-123. <https://scielo.conicyt.cl/pdf/eure/v38n114/art04.pdf>
- Banco de la República. (2014). Reporte de estabilidad financiera.
- Bonilla Cárdenas, S. (2011). Estructura económica y desempleo en Colombia: un análisis VEC. *Sociedad y Economía*, 20, 99-124. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=996/99618649012>
- Bolívar-Silva, C. A. y Galindo-León, P. E. (2015). Demanda de vivienda de interés social y efectividad de incentivos de la política de subsidio familiar en Bogotá del 2000 al 2012. *Cooperativismo & Desarrollo*, 23(106), 45-65. <https://revistas.ucc.edu.co/index.php/co/article/view/1123>
- Cárdenas, M. y Badel, A. (2003). La crisis de financiamiento hipotecario en Colombia: causas y consecuencias. *Cuadernos de economía, Latin American Journal of Economics*, 121, <https://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/934>
- Cárdenas, M., Cadena, X. y Quintero, F. (2004). Determinantes de la actividad constructora en Colombia. En Estudio realizado por Fedesarrollo para la Constructora Colpatría. <https://www.repository.fedesarrollo.org.co/handle/11445/1166>
- Cediel Sánchez, V. y Velásquez Vega, C. (2015). ¿Hay una burbuja inmobiliaria en Bogotá? Un estudio por segmentos de mercado. *Revista de Economía Institucional*, 17(32), 233-257. <http://dx.doi.org/10.18601/01245996.v17n32.08>
- Delgado, C. (2012). Determinantes microeconómicos y macroeconómicos del riesgo de crédito en el portafolio de préstamos de la banca múltiple dominicana para el periodo 2006-2011. República Dominicana [tesis de Maestría en Economía Aplicada, Monetaria y Financiera]. <https://empirica.do/download/determinantes-microeconomicos-y-macroeconomicos-del-riesgo-de-credito-en-el-portafolio-de-prestamos-de-la-banca-multiple-dominicana-para-el-periodo-2006-2011>

- Giraldo Yagüe, W. (2010). Determinantes de la morosidad de la cartera en el sistema financiero colombiano [tesis de Maestría en Finanzas]. Universidad Icesi. [https://repository.icesi.edu.co/biblioteca\\_digital/bitstream/item/5394/1/Trabajo\\_Grado\\_\(W\\_GY\).pdf](https://repository.icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/item/5394/1/Trabajo_Grado_(W_GY).pdf)
- Granados Ruiz, A. (2012). Estudio analítico de crisis financieras desde una perspectiva de riesgo sistémico y determinantes de la cartera vencida real del sector financiero colombiano [tesis de Maestría en Economía]. Pontificia Universidad Javeriana. <https://repository.javeriana.edu.co/handle/10554/8997>
- Gutiérrez, J. y Vásquez, D. (2008). Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito. En Reporte de Estabilidad Financiera, septiembre de 2008. Banco de la República. <https://repositorio.banrep.gov.co/bitstream/handle/20.500.12134/2124/tef.pdf>
- Hoggarth, G., Logan, A. y Zicchino, L. (2005). Macro stress tests of UK banks. *BIS papers*, 22, 392-408.
- Londoño, W. (2005). Modelos de ecuaciones múltiples modelos var y cointegración [tesis de Maestría en Matemáticas Aplicadas]. Universidad EAFIT. <https://repository.eafit.edu.co/handle/10784/134?show=full>
- López Acero, H. F. (2011). Lauchlin Currie y el desarrollo colombiano. *Criterio Libre*, 9(14), 21-42
- Morales Londoño, M., Vega, J. A., Aroca, J. A. y Ramírez Atehortúa, F. H. (2005). Financiación de la vivienda de interés social. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 4(6), 123-142. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=750/75040609>
- Portafolio. (2015, 3 de julio). Así está el panorama de los créditos para vivienda. <http://www.portafolio.co/economia/finanzas/panorama-creditos-vivienda-34936>
- Ramírez Montaña, J. D. (2014). Prueba de estrés macro para el sistema bancario colombiano [tesis de Pregrado en Economía]. Universidad de la Sabana. [https://www.researchgate.net/publication/268206720\\_Prueba\\_de\\_estres\\_macro\\_para\\_el\\_sistema\\_bancario\\_colombiano/](https://www.researchgate.net/publication/268206720_Prueba_de_estres_macro_para_el_sistema_bancario_colombiano/)
- Rueda, J. y Vásquez, D. (2008). Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito.
- 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), 2-24.
- Secretaría Distrital del Hábitat. (2014). Determinantes de la tenencia formal de vivienda en Bogotá - encuesta multipropósito Bogotá EMB - 2014. Bogotá. <https://bibliotecadigital.ccb.org.co/bitstream/handle/11520/25712/Tenencia.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Trigo Martínez, E. (2009). Análisis y medición del riesgo de crédito en carteras de activos financieros ilíquidos emitidos por empresas [tesis de Doctorado en Economía y Finanzas]. Universidad de Málaga. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=21988>
- Zorrilla Salgado, J. P. y Rodríguez Brito, M. G. (2010). El uso de la garantía en los mercados de crédito: una revisión de la literatura empírica. *Análisis Económico*, XXV(59), 77-97. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=413/41315994001>