

EFFECTO DE LA TASA DE INTERÉS DE INTERVENCIÓN EN EL INDICADOR DE
CARTERA VENCIDA DE LOS ESTABLECIMIENTOS DE CRÉDITO EN COLOMBIA
MEDIANTE UN MODELO VEC PARA EL PERIODO 2006-2016



NATALIA CHAPARRO CEDIEL

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS

ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTÁ, D.C.

2016

EFFECTO DE LA TASA DE INTERÉS DE INTERVENCIÓN EN EL INDICADOR DE
CARTERA VENCIDA DE LOS ESTABLECIMIENTOS DE CRÉDITO EN COLOMBIA
MEDIANTE UN MODELO VEC PARA EL PERIODO 2006-2016

NATALIA CHAPARRO CEDIEL

Trabajo de Grado presentado como requisito parcial para optar al título de:

Especialista en Estadística Aplicada

Director:

HEIVAR YESID RODRIGUEZ PINZON

Magíster en Ciencias Económicas

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS

ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTÁ, D.C.

2016

Nota de aceptación



Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Bogotá, 23 noviembre 2016.

TABLA DE CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS	10
INTRODUCCIÓN	12
• PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	12
• FORMULACION DEL PROBLEMA	13
• JUSTIFICACION.....	13
• OBJETIVOS.....	14
MARCO DE REFERENCIA	15
MARCO TEÓRICO.....	21
MARCO METODOLÓGICO.....	28
5. ANÁLISIS Y RESULTADOS	30
5.1 Los datos	30
• Tasa de Interés del Banco de la República (T.I):	30
• Indicador de cartera vencida de la cartera Comercial	31
• Indicador de cartera vencida de la cartera Consumo.....	32
• Indicador de cartera vencida de la cartera Vivienda	33
• Indicador de cartera vencida de la cartera Microcrédito	34
• Resumen de las series usadas	34
5.2. Determinación del orden de integración: Test de raíz unitaria	36
• Test Phillips Perron para la variable Tasa de interés del BR	36
• Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Comercial	37
• Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Consumo.....	37
• Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Vivienda	37
• Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Microcrédito	38
5.3 Pruebas de Cointegración.....	40
• Prueba de cointegración para el ICV Comercial y la T.I	41
• Prueba de cointegración para ICV Consumo y T.I	41
• Prueba de cointegración para ICV Vivienda y T.I.....	42
• Prueba de cointegración para cointegración para ICV Microcrédito y T.I	42

5.4	Modelo VEC	43
	• Modelo VEC para el ICV Comercial	44
	• Modelo VEC para el ICV Consumo	46
	• Modelo VEC para el ICV Vivienda	47
	• Modelo VEC para el ICV Microcrédito	48
5.5	Función Impulso – Respuesta (FIR)	49
	• FIR ICV Comercial y T. I	49
	• FIR ICV Consumo y T.I.....	50
	• FIR ICV Vivienda y T.I	51
	• FIR ICV Microcrédito y T.I.....	52
5.6	Pruebas de los residuos	53
	• Test de Normalidad	53
	• Test de Correlación	56
	• Test de Raíces de Polinomio característico como prueba de estabilidad para los modelos VEC generados	61
	• Test de Descomposición de varianza	63
6.	CONCLUSIONES	66
7.	REFERENCIAS.....	68

LISTA DE GRÁFICAS

Gráfica 1. Tasa de interés intervención BR	30
Gráfica 2. Indicador de cartera vencida Comercial	31
Gráfica 3. Indicador de cartera vencida de Consumo	32
Gráfica 4. Indicador de cartera vencida Vivienda	33
Gráfica 5. Indicador de cartera vencida Microcrédito	34
Gráfica 6. Series utilizadas	35
Gráfica 7. Series diferenciadas I (1)	39
Gráfica 8. FIR ICV Comercial y T.I.....	49
Gráfica 9. FIR ICV Consumo y T.I	50
Gráfica 10. FIR ICV Vivienda y T.I.....	51
Gráfica 11. FIR ICV Microcrédito y T.I.....	52
. Gráfica 12. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Comercial y T.I.....	57
Gráfica 13. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Consumo y T.I.....	58
Gráfica 14. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Vivienda y T.I.....	59
Gráfica 15. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Microcrédito y T.I.....	60
Gráfica 16. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Comercial y T.I.....	61
Gráfica 17. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Consumo y T.I.....	62
Gráfica 18. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Vivienda y T.I.....	62
Gráfica 19. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC Microcrédito y T.I	62
Gráfica 20. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Comercial y T.I.....	63
Gráfica 21. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Consumo y T.I.....	64
Gráfica 22. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Vivienda y T.I.....	65
Gráfica 23. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Microcrédito y T.I	65

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Test Phillips Perron para la variable Tasa de interés del BR.....	36
Tabla 2. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Comercial.....	37
Tabla 3. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Consumo.....	37
Tabla 4. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Vivienda.....	37
Tabla 5. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Microcrédito.....	38
Tabla 6. Test Phillips Perron para todas las variables utilizadas.....	40
Tabla 7. Prueba de cointegración para el ICV Comercial y la T.I.....	41
Tabla 8. Prueba de cointegración para ICV Consumo y T.I.....	41
Tabla 9. Prueba de cointegración para ICV Vivienda y T.I.....	42
Tabla 10. Prueba de cointegración para ICV Microcrédito y T.I.....	42
Tabla 11. Criterios de Información ICV Comercial y T.I.....	43
Tabla 12. Criterios de Información ICV Consumo y T.I.....	43
Tabla 13. Criterios de Información ICV Vivienda y T.I.....	44
Tabla 14. Criterios de Información ICV Microcrédito y T.I.....	44
Tabla 15. Modelo VEC para el ICV Comercial.....	44
Tabla 16. Modelo VEC para el ICV Consumo.....	46
Tabla 17. Modelo VEC para el ICV Vivienda.....	47
Tabla 18. Modelo VEC para el ICV Microcrédito.....	48
Tabla 19. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Comercial y T.I.....	53
Tabla 20. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Consumo y T.I.....	54
Tabla 21. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Vivienda y T.I.....	54
Tabla 22. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Microcrédito y T.I.....	55
Tabla 23. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Comercial y T.I.....	57

Tabla 24. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Consumo y T.I.....	58
Tabla 25. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Vivienda y T.I.....	59
Tabla 26. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Microcrédito y T.I	61



LISTA DE ECUACIONES

Ecuación 1. Vector de corrección del error para el ICV Comercial.....45

Ecuación 2. Vector de corrección del error para el ICV Consumo 47

Ecuación 3. Vector de corrección del error para el ICV Vivienda 48

Ecuación 8. Vector de corrección del error para el ICV Microcrédito..... 49



AGRADECIMIENTOS

A Dios. A mi Luz y mi fuerza: mi familia. A mis amigos, docentes y a todos aquellos que me retaron y apoyaron en el desarrollo de este trabajo con sus consejos, aportes académicos y motivación: Infinitas Gracias.



RESUMEN

El indicador de cartera vencida es el principal índice a tener en cuenta para determinar la calidad de la cartera del sector financiero, en especial la perteneciente a los establecimientos de crédito. Diversos estudios han tratado de determinar cuáles son las variables macroeconómicas que influyen en el comportamiento de este indicador, sin embargo, considerando el momento económico que atraviesa el país y el uso que el Banco Central ha dado a la tasa de intervención como herramienta para el cumplimiento de la política monetaria, se busca determinar puntualmente cuál es el impacto que tiene la tasa de interés de intervención sobre el indicador de cartera vencida. Con este fin, se hace uso de un modelo VEC para cada modalidad de cartera y sus correspondientes funciones de impulso-respuesta. Los resultados sugieren que se presenta especial sensibilidad por parte del indicador de cartera vencida de consumo frente a incrementos en la tasa de interés de intervención, mientras en las demás carteras la relación es inversa, con lo que se refutan algunos estudios realizados anteriormente.

Palabras claves: indicador de cartera vencida, tasa de interés de intervención, modelo VEC, función impulso-respuesta, política monetaria, cointegración.

INTRODUCCIÓN

El sistema financiero colombiano está compuesto por los establecimientos de crédito, las fiduciarias, los fondos de pensiones y cesantías, el sector asegurador y los intermediarios de valores. La mayor parte de los activos del sistema están concentrados en los establecimientos de crédito con un 42.16% a Julio del 2016; dentro de estos activos, el 66.7% corresponde a la cartera de crédito. (Superintendencia Financiera de Colombia, 2016).

La calidad de estos activos depende de qué proporción de la cartera cumple oportunamente sus compromisos frente al total de la misma. Son diversas las variables que pueden impactar en la calidad de la cartera de crédito de los establecimientos financieros, entre ellas la tasa de desempleo, el índice de precios al consumidor y la tasa de interés. (Consultorio Contable, n.d.). La tasa de interés, está influenciada entre otras, por la tasa de interés de intervención del Banco de la República (BR), esto significa que el costo al cuál una entidad financiera otorga el crédito a sus clientes depende en parte de la tasa a la que el BR le otorga crédito a esa misma entidad por lo que el costo de financiación del establecimiento de crédito (EC) se ve trasladado al deudor.

- **PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

El BR modifica la tasa de intervención como parte de su política monetaria. Al modificarlas, los EC se ajustan a las nuevas tasas emitidas tanto para desembolsos (operaciones activas) como para captaciones (operaciones pasivas). Las modificaciones en las tasas de interés pueden contribuir al dinamismo de la economía (cuando disminuyen las tasas) o por el contrario pueden frenar el consumo, así como afectar el flujo de caja de los deudores y como resultado incidir en el deterioro de la cartera. Aunque la tasa de intervención del BR no es una variable directa en el cálculo de los pagos de los préstamos otorgados por los EC a las personas naturales o jurídicas, incide en su comportamiento a través de la tasa de interés del crédito.

Si una tasa de interés es alta, puede ocurrir que el deudor no cumpla oportunamente con el compromiso adquirido con el EC. Cuando dicho incumplimiento supera los 30 días, este crédito empieza a ser parte de la cartera morosa por lo que, a corte de mes cuando el EC calcula su indicador de cartera vencida, (ICV) este aumenta por efecto de los préstamos con mora.

- **FORMULACION DEL PROBLEMA**

Lo anterior genera dos interrogantes: ¿los cambios en las tasas de interés de intervención del BR realmente afectan la calidad de la cartera en Colombia? Y si es así, ¿en qué medida lo hacen? Para responder a esto se analiza la información de cambios en la tasa de interés de intervención del BR y de los indicadores de cartera vencida, correspondiente al período 2006-2016.

- **JUSTIFICACION**

Poder establecer estas relaciones es importante toda vez que permitiría prever escenarios futuros de la calidad de la cartera tomando acciones preventivas, más en el momento de la economía que atraviesa el país donde no se espera alcanzar las metas inflacionarias propuestas y solo a través de la tasa de interés de intervención se ha hallado la herramienta para encausarlas lo más posible hacia la cifra esperada. Una cartera donde el indicador de mora aumenta constantemente, es una cartera que está emitiendo señales de alerta respecto al riesgo que corre la entidad de tener activos incobrables, de ahí la necesidad de mantener una cartera saludable y de poder monitorear las relaciones entre estas variables, considerando su posible implicación en el deterioro del activo más importante del sector financiero.

- OBJETIVOS

Objetivo General

- Estimar un modelo vectorial de corrección de errores (VEC) que muestre la relación existente entre la tasa de interés de intervención del Banco de la República y el Indicador de Cartera Vencida de los establecimientos de crédito colombianos, en los diferentes tipos de cartera.

Objetivos Específicos

- Analizar el comportamiento del Indicador de cartera vencida de cada modalidad en el período 2006-2016 y la relación que presenta con la tasa de interés de intervención durante el mismo periodo.
- Determinar la cointegración de las variables indicador de cartera vencida y tasa de interés de intervención del BR.
- Elaborar un modelo VEC que estime los efectos de la tasa de interés de intervención del BR sobre cada uno de los Indicadores de cartera vencida.
- Analizar la función de Impulso-Respuesta obtenida para cada uno de los modelos VEC estimados en un plazo de 12 meses.

MARCO DE REFERENCIA

La cartera de crédito, según lo definido en la Circular Básica Contable y Financiera, corresponde a los recursos económicos entregados o desembolsados a los clientes de los establecimientos de crédito bajo las distintas modalidades existentes, las cuáles son: cartera comercial, de consumo, de vivienda y cartera de microcrédito. Estos desembolsos son realizados previo cumplimiento de una serie de requisitos internos de cada institución que buscan controlar que los recursos entregados regresen en pagos periódicos, o según las condiciones acordadas con cada cliente, a la entidad bancaria. Esta serie de requisitos es lo que se conoce como “Sistema de Administración del Riesgo de Crédito” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2003).

Siendo la cartera de crédito, a corte de julio del 2016, el principal activo del sistema financiero y teniendo una distribución del 57.7% en cartera comercial, 26.4% cartera de consumo, 13.09% cartera de vivienda y 2.71% cartera de microcrédito, no es fortuito que los establecimientos de crédito presten especial atención a la administración de los riesgos de crédito aspectos fundamentales en la razón de ser de las entidades y cuyos problemas, en el deterioro de la cartera bruta pueden influir en la calidad de los activos del sistema, como se aprecia en (Gutiérrez Rueda & Vásquez E, 2008), quienes consideran “el riesgo de crédito como una de las principales fuentes de inestabilidad del sistema financiero y de pérdidas potenciales “

Las modalidades de crédito existen con el propósito de brindar información específica según la destinación del crédito asignado a cada cliente y hacer una adecuada aplicación de normas contables y evaluación de riesgos. (Superintendencia Financiera de Colombia, 2003), es así como se considera crédito de vivienda aquellos destinados a la compra de inmueble habitacional, nuevos o usados o para construcción del mismo. Este tipo de préstamos tienen un plazo de

Fundación Universitaria los libertadores

amortización de entre 5 y 30 años, están expresados en moneda legal o en Unidad de valor real (UVR) y están sujetos a una garantía sobre el inmueble objeto del crédito, tienen una tasa de interés remuneratoria y puede presentar prepagos totales o parciales.

La principal característica del crédito de consumo es que puede ser adquirido por personas naturales, cuyo objeto primero es la adquisición de bienes con fines distintos al desarrollo empresarial o comercial, sino enfocados hacia el consumo o el disfrute de los mismos. No tiene un valor límite de préstamo establecido.

La cartera de microcrédito según la Circular Básica Contable y Financiera de la Superintendencia Financiera de Colombia (SFC), responde a todos aquellos recursos otorgados a microempresas, que son destinados a capital de trabajo o a fortalecer la operación de las mismas, siempre y cuando el nivel de endeudamiento no supere los veinticinco salarios mínimos mensuales vigentes (25 smmlv).

Por su parte la cartera comercial corresponde a los créditos otorgados a las empresas para realizar inversiones, con plazos pactados según la necesidad de las mismas y enfocados al capital de trabajo de las entidades.

Según el adecuado manejo del riesgo de crédito en cada tipo de cartera, se asegura la calidad de la misma evitando incurrir en mora, es decir en el no pago de las obligaciones pactadas con la entidad financiera como parte la recuperación del préstamo otorgado. El indicador de cartera vencida o mora (ICV), permite medir la calidad de la cartera colocada por una entidad. El ICV corresponde a la proporción de cartera que se encuentra actualmente en mora (incumplimiento en el pago de la obligación superior a 30 días), respecto al total de cartera, donde a menor proporción, mayor es la calidad de la cartera colocada.

Son diversos los estudios a nivel nacional e internacional que han buscado reflejar la relación entre variables macroeconómicas y la calidad de la cartera. Algunos de ellos se mencionan a continuación:

Sobre la cartera hipotecaria, (Jiménez Mejía, Baena Cardona, Velásquez, & Hurtado Rendón, 2014), a través de un modelo ARCH evalúan el impacto que diversas variables macroeconómicas pueden acarrear sobre el indicador de cartera vencida hipotecaria, hallando que esta es “vulnerable a cambios en el entorno macro económico”, especialmente a cambios en la tasa de desempleo, debido al rápido efecto de esta variable sobre la capacidad de pago de los deudores.

Dentro de la cartera comercial, la cual tiene la mayor parte de la composición de la cartera bruta, (Arbeláez Gonzáles, 2010), utiliza un modelo logit ordenado generalizado, buscando estimar el riesgo de crédito empresarial que determina un posible incumplimiento en estas obligaciones. Como resultado, se obtiene que las variables macroeconómicas en efecto explican el comportamiento en los pagos de los clientes, especialmente variables como el desempleo, la inflación y el endeudamiento.

(Gutiérrez Rueda & Vásquez E, 2008), evalúan el riesgo en la cartera comercial, consumo e hipotecaria, utilizando cambios en variables macroeconómicas y midiendo el impacto de estas mediante un modelo VEC en cada tipo de cartera. El resultado en este estudio muestra una alta sensibilidad por parte de la cartera de consumo, seguida de la hipotecaria, las cuales reaccionan fuertemente a la tasa de desempleo, compartiendo opinión con Jiménez y Baena (2015).

En cuanto a la cartera de microcrédito, la cual presenta el mayor crecimiento sostenido desde 2002, (Ramírez Clavijo, 2016), usando metodologías probit y logit multinominal encuentra que no solo las variables macroeconómicas afectan la calidad de la cartera, también lo hacen aquellas

internas consideradas en los scoring de cada entidad que hacen referencia a variables como la edad, el género, el número de personas que tienen a su cargo, tipo de vivienda, actividad desarrollada, entre otros.

Algunos autores han buscado determinar las causas de la morosidad de la cartera a nivel general, no por modalidades. (Yagüé, 2010) a través de un modelo VAR propone que la calidad de la cartera vencida es una función de si misma, dependiente del periodo anterior, incluyendo otras variables como DTF, indicador de producción y gasto nacional de energía. Con este análisis se concluyó que si hay evidencia de la relación de causalidad entre el crecimiento y la calidad de la cartera. (Arias & Torres, 2004).

Establecer la manera como variables macro y micro impactan sobre el ICV es una necesidad de todos los sistemas financieros a nivel mundial. Diversos autores han buscado mejorar los modelos actualmente utilizados para hacer mejores previsiones en cada uno de los posibles escenarios que se pueden presentar. En el caso del Reino Unido, Hoggarth et. al. (2005) emplea funciones de “impulso - respuesta” en un modelo VAR evaluando el impacto de los distintos escenarios macroeconómicos sobre el indicador de mora de los bancos del Reino Unido. Como resultado de este estudio se halló una relación negativa, significativa entre el crecimiento del producto y el ICV, así como la tasa de inflación y la tasa de interés sobre dicho indicador, aunque no es duradero el efecto.

En el caso español,” (Salas, 1998) a través de “Determinantes de la morosidad de las cajas de ahorro españolas afirma que la morosidad de la cartera es la combinación de aspectos macroeconómicos que no son de control de las instituciones financieras por lo que el riesgo de crédito tiene una componente exógena importante. Este componente está explicado por el ciclo económico, las restricciones de liquidez, el nivel de endeudamiento y el efecto del cambio en la

normatividad contable ocurrida en España en el periodo evaluado el cual afecta la ratio de morosidad; así como también del resultado de factores microeconómicos que responden al comportamiento de cada entidad financiera. Uno de los resultados sugiere que el ciclo económico adverso explica el nivel de morosidad de las cajas de ahorro españolas, que el crecimiento excesivo del crédito, variaciones en el margen de intermediación y una gestión de gastos ineficiente son indicadores de alerta ante problemas futuros de morosidad, coincidiendo en esto con los demás autores citados.

También Delgado & Saurina, 2004, buscaron el modelo para buscar la transformación del indicador de morosidad de los bancos españoles a partir de variables como el cambio de nivel en la actividad económica y el tipo de interés nominal a corto plazo. Los resultados indican que un mayor dinamismo en la economía impacta en un menor indicador de cartera vencida, aumentando su calidad.

Para el caso general de la Unión Europea, Alves (2004) propone un modelo VEC uniecuacional que permite determinar “la relación entre variables macroeconómicas y probabilidad de incumplimiento esperado en el sector corporativo tal como lo refieren” (Cabrera, Gutiérrez, Mendoza, & Melo, 2011). Como resultado señalan que las variables macroeconómicas impactan en la determinación de la probabilidad de incumplimiento de cada sector y permiten configurar el perfil de riesgo de estos.

Hacia el 2014 en Albania, se buscó relacionar la tasa de crecimiento del PIB, la oferta monetaria y las tasas de desempleo a través de modelos de regresión múltiple. La hipótesis inicial planteada por los autores indicaba que oferta monetaria y crecimiento del PIB influían de manera inversa en el ICV, mientras que las tasas de desempleo generaban mayores vencimientos de los créditos, adicional a que sostenían que la inflación y la tasa de interés real aumentaban la morosidad. Esta

última hipótesis no pudo ser comprobada, dado que los modelos indicaban lo contrario. (Ryskulov & Berhani, 2014)

Con todo lo anterior se identifica que los aspectos macroeconómicos son los de mayor impacto en el ICV de un sistema financiero. Dentro de estas variables macro, la tasa de intervención tiene un especial interés de estudio, ya que también se constituye como la herramienta del Banco de la Republica en la regulación de la política monetaria (Huertas, Olarte, Jail, & Romero, 2005) y cobra mayor importancia en la coyuntura económica actual del país, donde las metas de inflación y crecimiento propuestas por el Banco Central a inicio de año están lejos de cumplirse. La teoría económica indica que los incrementos y descensos en la tasa de interés se trasladan al mercado durante igual y mayor plazo, tanto en las posiciones activas como pasivas (colocación y captación) generando descensos o incrementos en la demanda de recursos y a su vez en el desempeño de la calidad de la cartera previamente colocada, convergiendo a las conclusiones halladas por los demás autores a través de los diversos modelos establecidos, con lo cual se infiere que en efecto, la política monetaria puede tener influencia en la calidad de la cartera del sistema financiero.

MARCO TEÓRICO

- **Modelos VAR/VEC:**

Los modelos vectoriales autoregresivos, conocidos como modelos VAR, son modelos en los que se asume estacionariedad en la serie de tiempo. Su principal aplicación se da en los análisis de series multivariadas y en análisis macroeconómicos y fueron desarrollados por Sims hacia la década de los ochenta (Arias & Torres, 2004). Estos modelos permiten definir a todas las variables como variables endógenas dado que las consideran funciones lineales de sus propios valores rezagados y también de los valores rezagados de las variables adicionales que componen el modelo Londoño, W. (2005). Los pronósticos obtenidos con estos modelos son muchos más ajustados que los obtenidos con modelos Box Jenkis en el corto plazo, sin embargo, tiene ciertas limitaciones al no tener en cuenta problemas como la heterocedasticidad, cambios estructurales en las variables estimadas o relacionales no lineales entre las mismas variables.

En el mismo sentido, si las variables sobre las que se pretende realizar regresiones no son estacionarias (la media no es constante en el tiempo), se corre el riesgo de obtener correlaciones espurias. Las correlaciones espurias son aquellas estimaciones que se consideran buenas al poseer un R^2 alto, pero que en la realidad no tienen ningún tipo de relación, por lo que es “coincidencia” la obtención de parámetros tan ajustados. Aun así, pueden presentarse variables no estacionarias en las que las relaciones obtenidas, aunque aparentemente espurias, muestren relaciones verdaderas entre ellas en el largo plazo, situación que se presenta principalmente entre variables económicas. Para que esto se presente, las variables deben cumplir una serie de características denominadas de “cointegración”.

Las cointegración se refiere a las situaciones especiales donde la regresión entre variables no estacionarias produce estimaciones correctas, aun cuando pareciese que las mismas son espurias. Las relaciones entre variables no estacionarias pueden producir combinaciones lineales estacionarias, según lo señalan Engle y Granger. Cuando la combinación lineal es estacionaria y es producto de dos variables no estacionarias con raíz unitaria que han sido diferenciadas, se dice que estas variables están cointegradas, por lo que la combinación lineal resultante es una ecuación de cointegración que refleja el equilibrio entre las variables iniciales en el largo plazo.

Las estimaciones obtenidas a partir de estas combinaciones lineales reflejan en el corto plazo la dinámica de las variables y en el largo la relación presente entre ellas. Es decir, muestran la relación entre las desviaciones de la variable explicada y su tendencia, tanto en el corto como en el largo plazo. Los modelos que muestran estas relaciones son conocidos como modelos de vectores de corrección de error.

Los modelos de vectores de corrección de error (en adelante modelos VEC) son modelos VAR restringidos que dentro de su especificación incluyen las restricciones de cointegración, es decir, su aplicación está centrada en series no estacionarias cointegradas, que guardan relaciones a largo plazo entre ellas.

Los modelos VEC se definen matemáticamente como:

$$Z_t = \beta' Y_t \quad (1)$$

$$\Delta Y_t = \alpha \beta' Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{\rho-1} \tau_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_i$$

α = número de variables que tiene en cuenta el modelo

La multiplicación de β' por cada momento de la variable t-1 produce una combinación lineal que será igual a 0 en el largo plazo, es decir que, de acuerdo a la teoría ya analizada, el resultado entre estas dos variables no estacionarias debe producir una variable estacionaria en el largo plazo. Esto es posible al tener el vector α actuando como coeficiente de velocidad de ajuste lo que indica que el vector α redistribuye el desequilibrio de cada variable (en el corto plazo) en las demás variables que componen el modelo haciendo que el cambio de una variable en t dependa de sus desequilibrios en el periodo anterior. (Sarmiento, Garzón, & Estrada, 2014)

Para considerar la utilización de un modelo VEC es necesario determinar que las variables estacionarias que se usarán estén cointegradas y hallar las respectivas ecuaciones de cointegración. Estas ecuaciones se obtienen a través de la metodología propuesta por Soren Johansen (1988,1996), según el cual se considera un modelo VAR de orden ρ :

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_\rho y_{t-\rho} + Bx_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

y_t = vector k variables no estacionarias I (1)

x_t = vector d variables deterministas

ε_t = Vector de innovaciones

Si entre las variables no existe cointegración se puede utilizar cualquier modelo VAR sin restricción, esto puede presentarse en caso que existan tantas relaciones de integración como variables, por lo cual ninguna de las series analizadas contiene raíz unitaria. También puede ocurrir la presencia de raíz unitaria que indique integración I (1) y un test de Johansen que indique que la integración es de orden k. Esto puede ocurrir por error de especificación del modelo.

En términos generales el test de Johansen permite establecer si las variables están cointegradas y el nivel de cointegración de las mismas, permitiendo decidir si se aplica un modelo VAR o un modelo VEC.

- **Tasa de Interés de Intervención del Banco de la República**

La principal herramienta de la que dispone la política monetaria del Banco de la República para controlar la cantidad de dinero que se encuentra disponible en la economía es la intervención de la tasa de interés. Cabe anotar que la política monetaria es todo el conjunto de medidas que debe tomar una autoridad monetaria con el fin de mantener la estabilidad del valor del dinero en el tiempo y evitar desequilibrios en la balanza de pagos. El objetivo de la política monetaria va enfocado a mantener una inflación estable y un crecimiento del producto interno que se enmarque dentro de lo proyectado. Las decisiones que frente a la política monetaria se adopten, son desarrolladas por la Junta Directiva del Banco de la República (JDBR).

En este orden de ideas, el utilizar la tasa de interés como instrumento de la política monetaria significa que se modifica el interés mínimo al que el Banco de la República presta dinero a las demás entidades bancarias del sistema, así como modifica el interés máximo sobre el cual las mismas entidades dejan dinero en el Banco. Al presentarse estas modificaciones, los EC revisan sus políticas y deciden ajustar o no las tasas de intereses a la cual realizan sus operaciones con el público.

- **Indicador de cartera vencida (ICV)**

La cartera vencida de acuerdo a lo expresado por la SFC, corresponde a la cartera con mora mayor a 30 días en las modalidades de consumo, comercial, microcrédito y vivienda.

El cálculo de la cartera vencida se realiza de la siguiente manera:

$$\frac{\text{Cartera y leasing vencidos } i}{\text{Cartera y leasing brutos } i} \times 100 \quad (3)$$

i = Modalidad de cartera

La cartera de crédito para el año 2016, ha venido presentando un crecimiento sostenido de acuerdo a la economía y a la inflación. No obstante, se observa que, a nivel general para el corte de junio del 2016, el ICV presenta una reducción no consecuente con el desempeño del saldo de cartera. Esta situación se vio provocada por la política de castigos de cartera que se dio hacia ese mes. La cartera castigada responde a toda aquella cartera que una vez agotadas todas las instancias de gestión de cobro ninguna da resultado por lo que dicha cartera se considera incobrable y es descargada de la cartera activa y reconocida como un gasto por la entidad.

- **Prueba de Phillip Perron**

Como ya se mencionó, para determinar si una serie de tiempo es estacionaria o no se debe aplicar el test de la raíz unitaria, prueba formal que permite calcular un estadístico que contrasta la existencia de la raíz unitaria de la serie en primeras o segundas diferencias. Si una serie tiene raíz unitaria significa que no es estacionaria (la media y la covarianza dependen del tiempo). Esto se da si se presenta un proceso autoregresivo en orden 1: $y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \varepsilon_t$ (4)

ε_t =término del error. Es ruido blanco (media 0, varianza constante)

a_1 =Coeficiente menor a 1 en valor absoluto.

Si los términos de la ecuación cumplen las características señaladas, se garantiza que la serie será estable (estacionaria) y que permitirá hacer predicciones sobre la misma.

Para que exista cointegración las series deben presentar el mismo orden de integración $I(d)$, es decir el mismo número de raíces unitarias o número de diferenciación que permite convertir a la serie en estacionaria.

Uno de los test que permiten establecer la presencia de raíz unitaria es el test de Phillips Perron (PP). Este test utiliza métodos no paramétricos, evitando que haya correlación en el error.

La prueba de PP plantea que $\Phi=1$ en la ecuación

$$\Delta Y_t = \alpha + \Phi Y_{t-1} + \delta \cdot t + \varepsilon_t \quad (5)$$

ΔY_t = Operador de primera diferencia

$\Phi=(\rho-1)$, donde ρ es un coeficiente, si $\rho=1$ hay raíz unitaria

ε_t = Término del error. Ruido blanco

Las hipótesis que plantea PP son las siguientes:

H_0 = La serie presenta raíz unitaria. No es estacionaria.

H_1 = La serie NO presenta raíz unitaria. Es estacionaria

- **Función Impulso- Respuesta**

La función impulso respuesta (FIR) analiza la respuesta de las variables explicadas en el modelo para sus valores actuales y futuros, ante innovaciones (cambios) en una de ellas, asumiendo que este cambio desaparece con el tiempo y que las demás variables permanecen ceteris paribus (Cavaliere,2003). El cambio que se presenta en una variable perteneciente a un modelo VAR/VEC en un momento t , afecta directamente a la variable y a las demás variables que la acompañan debido a la estructura dinámica de estos modelos.

Los vectores de las innovaciones por lo general están correlacionados entre sí, por lo se presenta un componente común que al no poder atribuírsele a una variable en específico se atribuye a la variable que se considera más importante dentro del modelo VAR/VEC. Este proceso se denomina ortogonalización por descomposición de Cholesky, donde la matriz de innovaciones y covarianzas es diagonal. Esto causa también que el cambio de orden en las variables a la hora de generar la FIR influya de manera significativa en el resultado, motivo por el que hay que tener claridad que variable busca ser explicada con el modelo.

- **Análisis de descomposición de varianza**

El análisis de descomposición de varianza (ADV) es un método para determinar cómo interactúan los sistemas de ecuaciones del modelo, permitiendo visualizar el impacto en el tiempo de las innovaciones de las variables del sistema sobre una de ellas (explicada), separando el porcentaje de variación del error de cada variable que es explicado por el cambio en cada ecuación. Si una variable explica en gran parte su varianza con sus mismas innovaciones, esta variable será de un nivel más exógeno que las demás, por lo que el ADV contribuye a establecer si el orden con él se genera la FIR sea correcto.

MARCO METODOLÓGICO

El estudio realizado es de tipo correlacional, toda vez que busca establecer la relación que existe entre las tasas de interés de intervención del BR y el ICV de los establecimientos de crédito, o si no existe ningún tipo de relación entre ellos, contrario a lo que expone la teoría económica.

Para el desarrollo del estudio se consideran el ICV mensual de los diferentes tipos de cartera (comercial, consumo, vivienda, microcrédito), desde enero del 2006 hasta julio del 2016 (127 observaciones en cada tipo de cartera) obtenidos a partir de las bases de consulta libre de la Superintendencia Financiera. También se tuvo en cuenta la tasa de intervención (T.I) promedio vigente correspondiente a cada uno de los meses analizados, la cual es de construcción propia basándose en la información suministrada en la página del Banco de la República.

A partir de la diversa literatura consultada se determinó que los mejores tipos de modelos para hallar relaciones entre variables son los de tipo VAR/VEC (Vector Autoregresivo, Vector con corrección de error) dado que este tipo de modelos permite analizar las interacciones simultáneas entre variables.

Al aplicar diversas pruebas a las variables que componen el modelo, especialmente las pruebas de cointegración de Johansen, se halló que existe cointegración entre las mismas, por lo que se descartó la utilización del modelo VAR en favor de un modelo VEC.

El procedimiento utilizado consistió en utilizar para la construcción del modelo las series obtenidas (ICV y T.I) como series logarítmicas con el fin de reducir heterocedasticidad. Posteriormente se diferenciaron para convertirlas en estacionarias, a partir de esto se aplicaron las pruebas de cointegración ya mencionadas y asegurando la existencia de cointegración se desarrolló el modelo VEC con el que se puede analizar la función de Impulso-Respuesta de la T.I

sobre el ICV de cada tipo de cartera. Por último, se comprobaron los supuestos sobre los residuales para confirmar la eficiencia del modelo VEC propuesto.



5. ANÁLISIS Y RESULTADOS

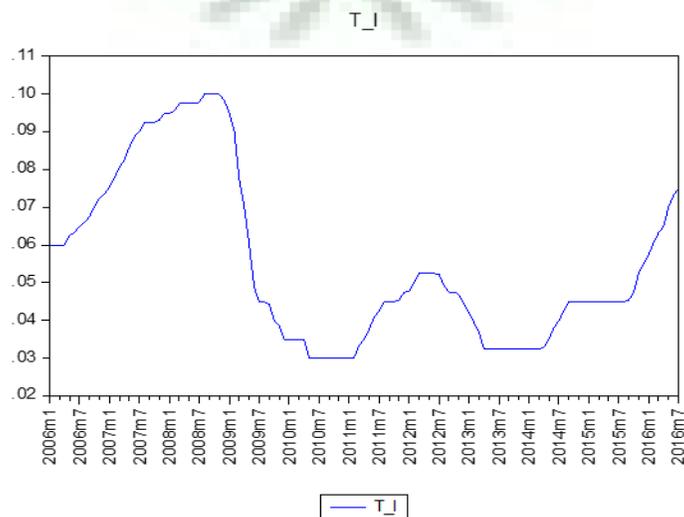
5.1 Los datos

Las series utilizadas fueron obtenidas de dos fuentes, por una parte, la Superintendencia Financiera de Colombia, donde se consultaron los indicadores de cartera vencida de las diferentes modalidades y por el otro el Banco de la República, de donde se obtuvo la base de las tasas de intervención para el periodo analizado. Las series usadas en la construcción del modelo se encuentran en logaritmo natural y corresponden a datos mensuales que abarcan desde enero del 2006 hasta julio del 2016 para un total de 127 datos, sin embargo, a continuación, se hace una aproximación descriptiva en su expresión nominal. A la fecha de inicio del trabajo no se disponía del cierre del mes de agosto por lo que no se tuvo en cuenta. Las series utilizadas son las siguientes:

- Tasa de Interés del Banco de la República (T.I):

Corresponde al promedio mensual de la tasa de intervención del Banco de la República. De construcción propia a partir de los datos diarios suministrados por el BR.

Gráfica 1. Tasa de interés intervención BR

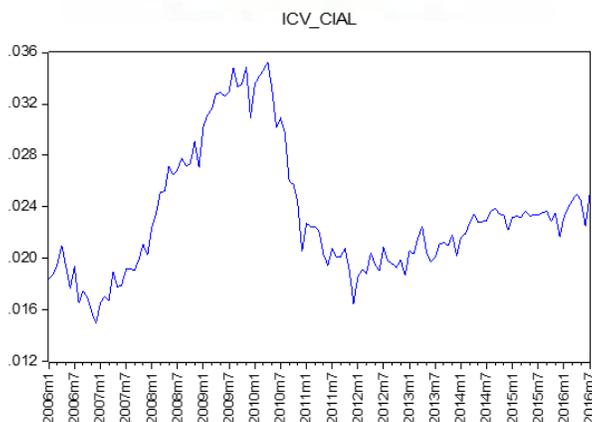


Fuente: Elaboración propia software Eviews

La tasa de intervención del BR ha presentado varias modificaciones durante la última década que responden al momento puntual de la economía y la necesidad presentada para el cumplimiento de la política monetaria. En el período analizado, el máximo valor en la tasa de intervención del BR se presentó durante el último cuatrimestre del año 2008 dónde con el fin de controlar la inflación que se venía viendo afectada por los alimentos, la crisis internacional y el precio de las materias primas, se incrementó en 25 puntos básicos, llegando a una tasa de intervención del 10%. Posteriormente se presentó un ciclo de expansionista donde las tasas se redujeron como forma de reactivar la economía, tendencia que se mantuvo hasta el segundo semestre del 2011, donde se generó un ciclo contracción- expansión hasta el 2013 como herramienta para lograr los objetivos de la política monetaria. A partir de ese momento se ha mantenido una tendencia de contracción con periodos de tasas estables. Para el presente año, los incrementos de la tasa de interés han estado motivados por la búsqueda de cumplir la meta de inflación para el 2016, la cual se ha visto afectada por los alimentos, el clima y eventos socio-económicos como el paro camionero. La representación gráfica de la serie indica que no es una serie estacionaria.

- Indicador de cartera vencida de la cartera Comercial

Gráfica 2. Indicador de cartera vencida Comercial

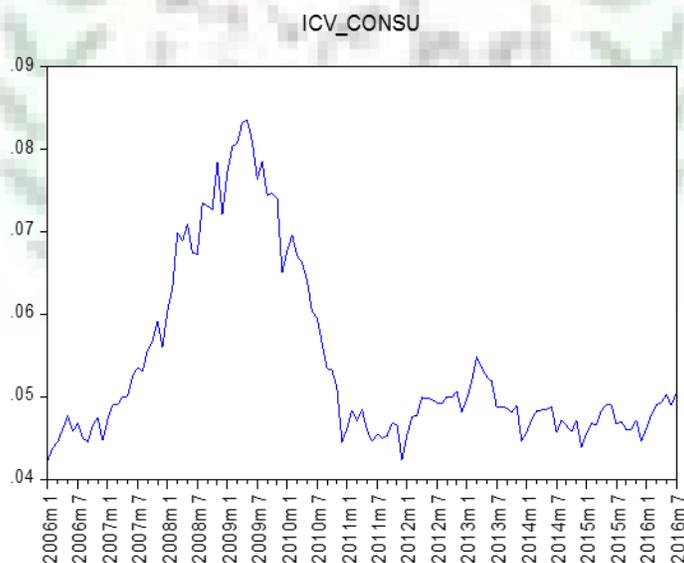


Fuente: Elaboración propia. Software Eviews

A partir del 2007 se observa una tendencia al alza del indicador de cartera vencida. Al respecto es necesario considerar el periodo de crisis por el que se estaba atravesando, durante el cual se desacelero la economía afectando el nivel de calidad de la cartera, principalmente por disminución en el saldo de la cartera bruta comercial sobre la que se calcula el indicador. La gran reducción del indicador se presentó a finales del 2011 donde gracias al aumento en la demanda de financiación del sector manufacturero y comercial se incrementó el saldo de la cartera bruta comercial. En periodos recientes se observa una leve, aunque sostenida, tendencia al alza ubicándose entre el 2.4%-2.8%. La gráfica de la serie indica que no es una serie estacionaria.

- Indicador de cartera vencida de la cartera Consumo

Gráfica 3. Indicador de cartera vencida de Consumo

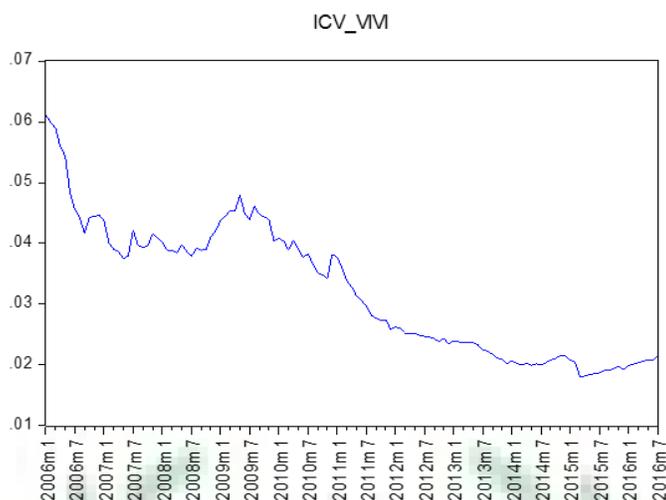


Fuente: Elaboración propia. Software Eviews

La cartera de consumo tuvo su mayor índice de mora en mayo del 2009, donde alcanzo el 8.4% como indicador de cartera vencida. En este período se dio desaceleración en todos los tipos de cartera, con una recuperación que llevo hasta finales del 2010. A partir de esta fecha se observa cierta estabilidad en el indicador, con la presencia de ciclos que inician en el primer mes del año y se reducen en el mes seis.

- Indicador de cartera vencida de la cartera Vivienda

Gráfica 4. Indicador de cartera vencida Vivienda

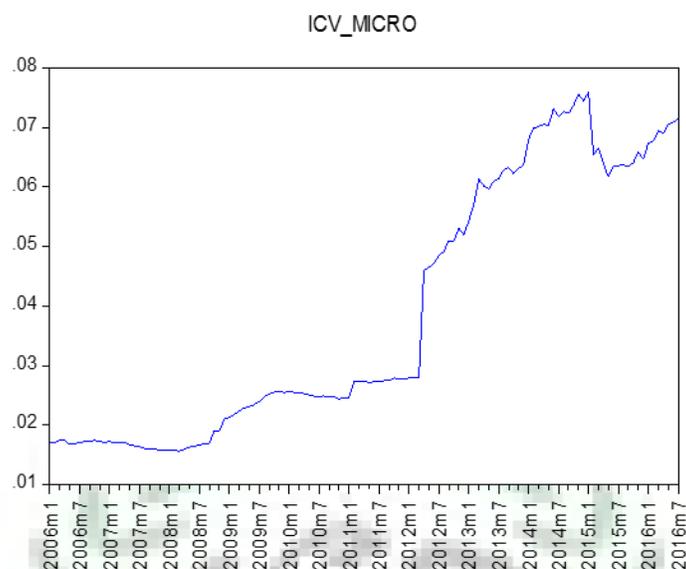


Fuente: Elaboración propia. Software Eviews

Con motivo de las bajas en las tasas de interés para el crédito hipotecario, esta cartera presentó una notable mejoría en cuanto a su indicador de mora, que se observa desde el inicio de la serie, con un leve repunte en el ciclo 2008-2010 a consecuencia de factores macro que afectaron los indicadores de las diversas carteras. La reducción sostenida del indicador durante el 2010 corresponde a operaciones de titularización dadas en el sector, y a partir de ahí, al aumento del saldo de cartera bruta de vivienda como resultado del incentivo a la construcción de parte del Gobierno Nacional, especialmente la vivienda de interés social VIS. Se observa que la serie no es estacionaria y no cuenta con ciclos marcados.

- Indicador de cartera vencida de la cartera Microcrédito

Gráfica 5. Indicador de cartera vencida Microcrédito



Fuente: Elaboración propia. Software Eviews

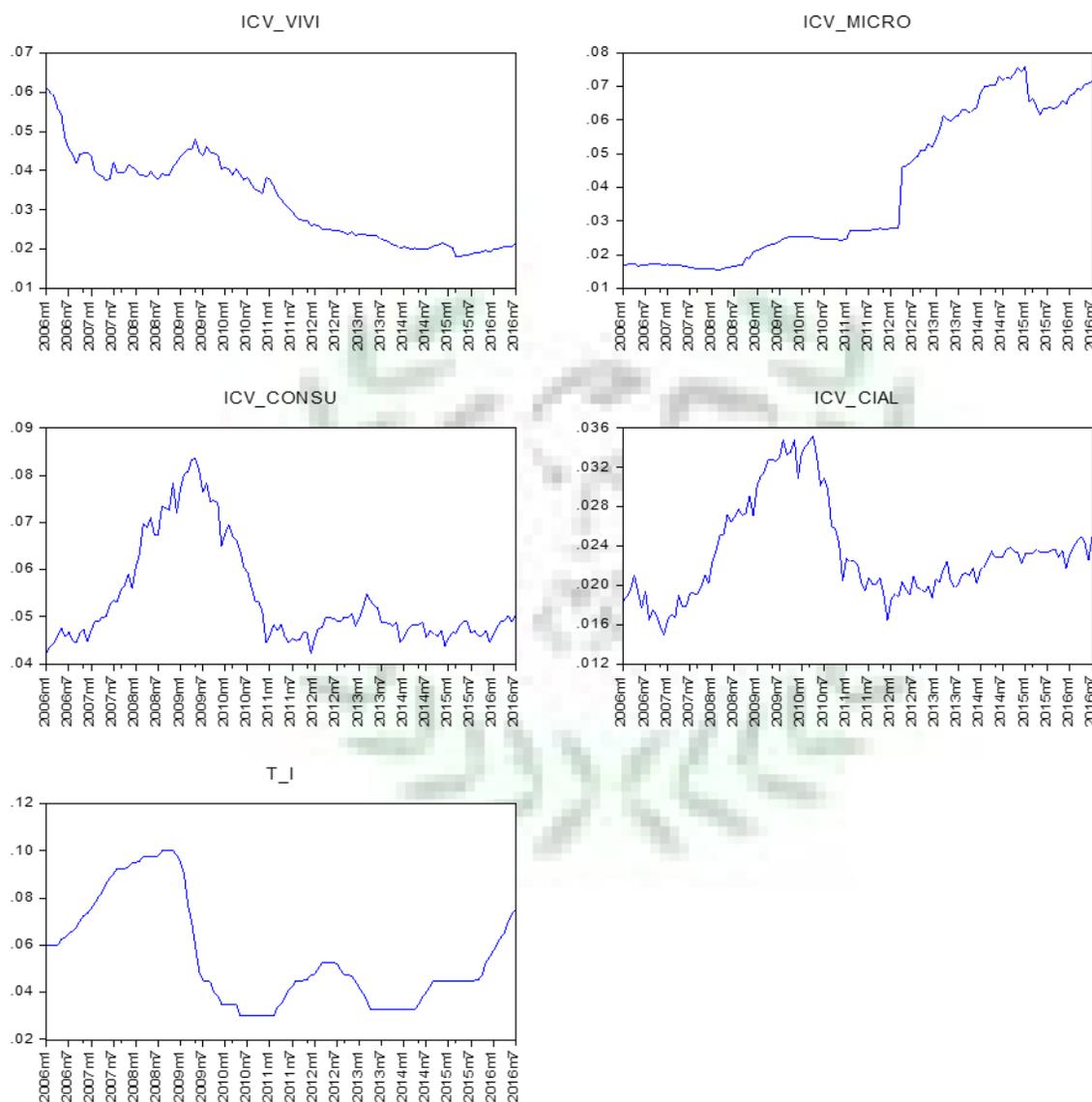
El indicador de cartera vencida de microcrédito presenta un comportamiento contrario al registrado por el indicador de vivienda. Con tasas más altas y un nicho de mayor riesgo (sector agropecuario, pequeña y mediana empresa), la calidad de la cartera de microcrédito es susceptible a pequeños cambios en la economía, el clima, entre otros. Este indicador alcanzó su punto más alto hacia final del 2014 donde la cartera bruta sobre la cual se calcula el indicador presentó una fuerte desaceleración con motivo de la implementación de políticas más fuertes por parte de algunas entidades para el otorgamiento de los créditos. La serie, desde el análisis gráfico, no es estacionaria.

- Resumen de las series usadas

La mayoría de las series (en microcrédito no es tan notoria la relación), comparten un ciclo de aumento en el indicador de cartera vencida que empieza a incrementarse en el 2007 y disminuye en el segundo semestre del 2010. Este ciclo coincide con el presentado en la tasa de intervención

del BR, el cual empieza su tendencia contraccionista en el 2007 (aumenta las tasas de interés) y finaliza con tendencia expansionista (las disminuye) hacia el 2010, coincidiendo también con el periodo de crisis internacional.

Gráfica 6. Series utilizadas



Fuente: Elaboración propia. Software Eviews

A partir del análisis visual ninguna de las series indica ser estacionaria. Sin embargo, con el fin de determinar si el modelo adecuado a usar es un VEC o por el contrario un VAR, es necesario confirmar si las series están cointegradas. Para tal efecto se prueba si las series, transformadas en

logaritmo natural para disminuir heterocedasticidad, contienen raíz unitaria y de confirmarse, cuál es su orden de integración.

5.2. Determinación del orden de integración: Test de raíz unitaria

Cómo se indicó anteriormente, este test permite verificar si una serie es estacionaria o no, lo cual depende de la ausencia de la raíz unitaria dentro de esta. Si las series no son estacionarias es necesario comprobar que posean el mismo orden de integración. Solo con estos supuestos cumplidos se puede trabajar un modelo VEC, tal como se indicó en capítulos anteriores.

La prueba aplicada corresponde al test de Phillips Perron. Para este test se plantea la siguiente hipótesis:

H0: La serie analizada tiene raíz unitaria

H1: La serie analizada no tiene raíz unitaria.

$\alpha = 0.05$

Se realiza la prueba a todas las series utilizadas en el modelo:

- Test Phillips Perron para la variable Tasa de interés del BR

Tabla 1. Test Phillips Perron para la variable Tasa de interés del BR

Null Hypothesis: LN_TI has a unit root

Exogenous: Constant

Bandwidth: 8 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-1.396906	0.5819
Test critical values:		
1% level	-3.482879	
5% level	-2.884477	
10% level	-2.579080	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

Para la prueba realizada No se rechaza H0 dada la alta probabilidad obtenida, demostrando que existe raíz unitaria en la serie y por lo tanto ésta no es estacionaria.

- Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Comercial

Tabla 2. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Comercial

Null Hypothesis: LN_CIAL has a unit root

Exogenous: Constant

Bandwidth: 2 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob. *
Phillips-Perron test statistic	-1.586403	0.4866
Test critical values:		
1% level	-3.482879	
5% level	-2.884477	
10% level	-2.579080	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

Con una probabilidad de 0.5015 contrastada a un $\alpha=0.05$, No se rechaza H_0 , por lo que la serie LN_CONSU no es estacionaria ya que tiene raíz unitaria.

- Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Consumo

Tabla 3. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Consumo

Null Hypothesis: LN_CONSU has a unit root

Exogenous: Constant

Bandwidth: 3 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob. *
Phillips-Perron test statistic	-1.557110	0.5015
Test critical values:		
1% level	-3.482879	
5% level	-2.884477	
10% level	-2.579080	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

Con una probabilidad de 0.5015 contrastada a un $\alpha=0.05$, No se rechaza H_0 , por lo que la serie LN_CONSU no es estacionaria ya que tiene raíz unitaria.

- Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Vivienda

Tabla 4. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Vivienda

Null Hypothesis: LN_VIVI has a unit root

Exogenous: Constant

Bandwidth: 2 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
--	-------------	--------

Fundación Universitaria los libertadores

Phillips-Perron test statistic		-1.899274	0.3318
Test critical values:	1% level	-3.482879	
	5% level	-2.884477	
	10% level	-2.579080	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

La prueba indica que no se rechaza H_0 , es decir, la serie no es estacionaria ya que tiene raíz unitaria.

- Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Microcrédito

Tabla 5. Test Phillips Perron para el Indicador de cartera vencida Microcrédito

Null Hypothesis: LN_MICRO has a unit root

Exogenous: Constant

Bandwidth: 3 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

		Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic		-0.267414	0.9253
Test critical values:	1% level	-3.482879	
	5% level	-2.884477	
	10% level	-2.579080	

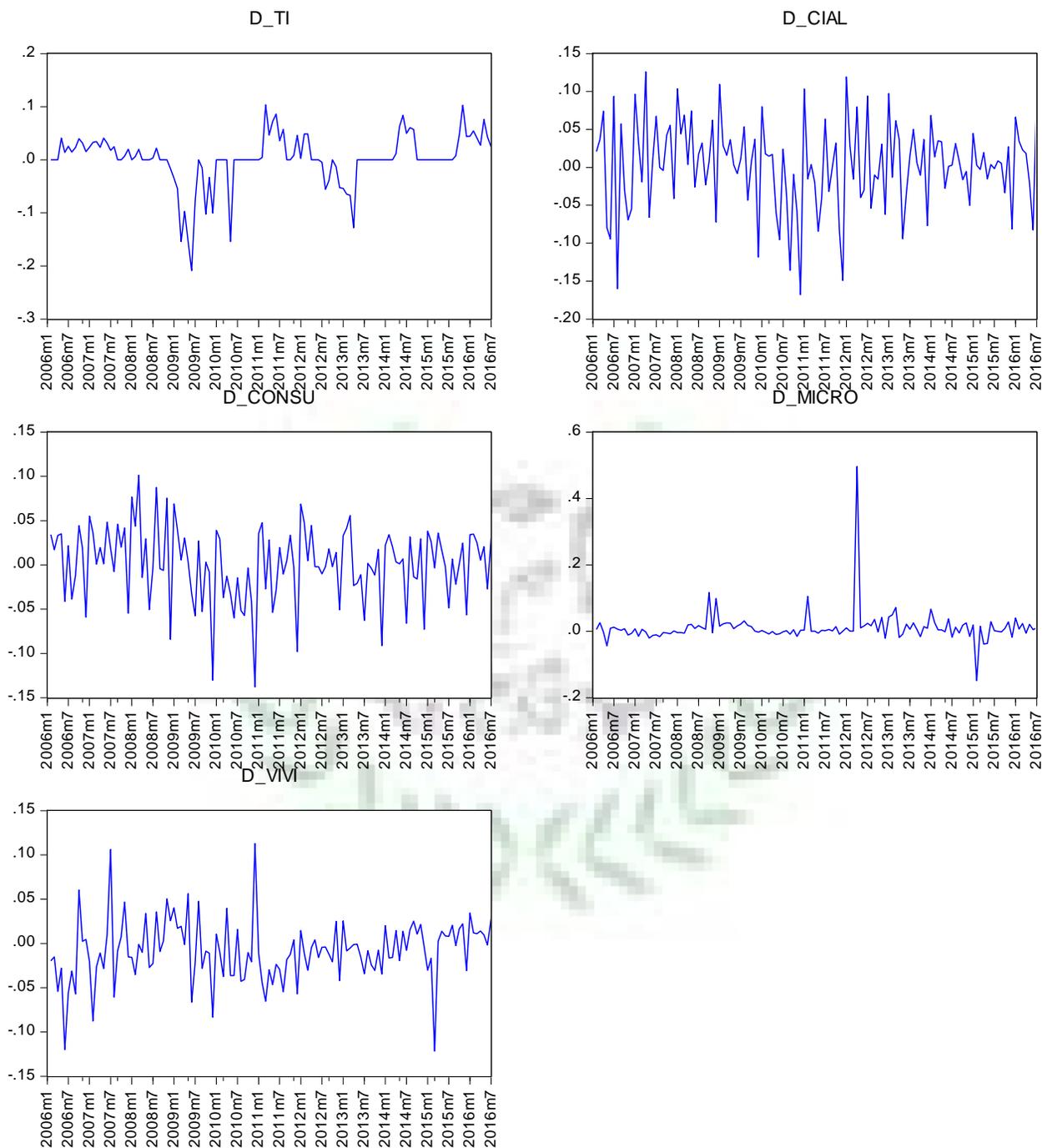
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

La probabilidad obtenida indica que NO se rechaza H_0 , por lo cual la serie contiene raíz unitaria y no es estacionaria.

En resumen, ninguna de las series en nivel es estacionaria. Por este motivo se realiza la primera diferencia de las series para determinar si este es su grado de integración. Las series en primera diferencia se visualizan en la Gráfica 7.

Gráfica 7. Series diferenciadas I (1)



Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

Aparentemente el análisis visual indica que existe estacionariedad en las series. Sin embargo, se realiza prueba de Phillips Perron sobre las nuevas series en primera diferencia para comprobarlo.

Los resultados se encuentran resumidos en la Tabla 6

Tabla 6. Test Phillips Perron para todas las variables utilizadas

Variable	Descripción	Probabilidad Phillips Perron	H0=La prueba No es estacionaria. Tiene raíz unitaria.	Serie Estacionaria
D_TI	Primera diferencia de la serie LN_TI	0.0001	Rechazo	Sí
D_CIAL	Primera diferencia de la serie LN_CIAL	0	Rechazo	Sí
D_CONSU	Primera diferencia de la serie LN_CONSU	0	Rechazo	Sí
D_VIVI	Primera diferencia de la serie LN_VIVI	0	Rechazo	Sí
D_MICRO	Primera diferencia de la serie LN_MICRO	0	Rechazo	Sí

Fuente: Elaboración Propia. Resultado Software Eviews

Para todas las variables usadas se rechaza H_0 en la primera diferencia “la serie tiene raíz unitaria”, en favor de H_1 “la serie es estacionaria”, con un nivel de significancia del 5%. Por lo tanto, se concluye que todas las variables son de orden de integración 1, $I(1)$

5.3 Pruebas de Cointegración

Se realiza prueba de cointegración por el método de Johansen. Con esto se verifica la existencia de cointegración entre las variables. Teniendo en cuenta que se busca determinar si la tasa de intervención del BR afecta el indicador de cartera vencida de cada modalidad de cartera, se genera una prueba por cada pareja de variables.

Para determinar la existencia de cointegración y por tanto de la eficiencia de usar un modelo VEC, se tienen en cuenta las pruebas TRACE y MAX EIG que genera el test de cointegración de Johansen. En las dos pruebas debe aparecer vectores de cointegración para sustentar el uso del modelo.

La tabla 3.1 muestra la existencia de relaciones de cointegración entre la tasa de intervención del BR y el ICV de la cartera comercial. Esto significa que la relación entre estas dos variables puede ser, en efecto, analizada a través de un modelo VEC.

- Prueba de cointegración para el ICV Comercial y la T.I

Tabla 7. Prueba de cointegración para el ICV Comercial y la T.I

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.175545	31.06505	15.49471	0.0001
At most 1 *	0.061717	7.708163	3.841466	0.0055

Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.175545	23.35689	14.26460	0.0014
At most 1 *	0.061717	7.708163	3.841466	0.0055

Max-eigenvalue test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Fuente: Elaboración Propia. Resumen de resultado Software Eviews

- Prueba de cointegración para ICV Consumo y T.I

Tabla 8. Prueba de cointegración para ICV Consumo y T.I

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.159715	28.84528	15.49471	0.0003
At most 1 *	0.062348	7.789599	3.841466	0.0053

Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.159715	21.05568	14.26460	0.0036
At most 1 *	0.062348	7.789599	3.841466	0.0053

Max-eigenvalue test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Fuente: Elaboración Propia. Resumen de resultado Software Eviews

La prueba de Johansen, en sus dos test, indica que existe cointegración entre el indicador de cartera vencida de la cartera de consumo y la tasa de intervención del BR.

- Prueba de cointegración para ICV Vivienda y T.I

Tabla 9. Prueba de cointegración para ICV Vivienda y T.I

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.196429	34.38560	15.49471	0.0000
At most 1 *	0.063390	7.924107	3.841466	0.0049

Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.196429	26.46149	14.26460	0.0004
At most 1 *	0.063390	7.924107	3.841466	0.0049

Max-eigenvalue test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Fuente: Elaboración propia software Eviews

El test de cointegración indica que existe relación entre el indicador de cartera vencida de vivienda y la tasa de intervención del Banco de la República.

- Prueba de cointegración para cointegración para ICV Microcrédito y T.I

Tabla 10. Prueba de cointegración para ICV Microcrédito y T.I

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.165335	29.20964	15.49471	0.0003

Fundación Universitaria los libertadores

At most 1 *	0.058873	7.341911	3.841466	0.0067
-------------	----------	----------	----------	--------

Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.165335	21.86773	14.26460	0.0026
At most 1 *	0.058873	7.341911	3.841466	0.0067

Max-eigenvalue test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

**MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Con un α del 0.05, las pruebas anexas al test de cointegración indican que existe relación entre las tasas de intereses de intervención del BR y el indicador de cartera vencida del microcrédito, justificando así el uso de un modelo VEC para explicar tal relación.

5.4 Modelo VEC

Con la certeza de que el modelo VEC permite hacer una aproximación de como la T.I afecta el indicador de cartera vencida, se genera una serie de modelos de los que se escogerá el que mejor explique esta relación. Se genera tres modelos para cada una de las parejas de variables. Se toma como criterio de información más adecuado el Akaike.

Tabla 11. Criterios de Información ICV Comercial y T.I

D_CIAL-D_TI

VEC	1	2	3
Akaike information criterion	-6.460218	-6.518033	-6.469879

Fuente: Elaboración propia software Eviews

De acuerdo al Akaike, el mejor modelo es el que contempla 2 rezagos dentro del a ecuación.

Tabla 12. Criterios de Información ICV Consumo y T.I

D_CONSU-D_TI

VEC	1	2	3
Akaike information criterion	-7.096536	-7.121806	-7.073529

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Según akaike el mejor modelo es el que considera 2 rezagos.

Tabla 13. Criterios de Información ICV Vivienda y T.I

D_VIVI-D_TI

VEC	1	2	3
Akaike information criterion	-7.492502	-7.485715	-7.443559

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Para la relación entre la tasa de interés y la serie diferenciada de cartera vencida vivienda, se tiene como mejor modelo por Akaike el modelo que incluye 1 rezago.

Tabla 14. Criterios de Información ICV Microcrédito y T.I

D_MICRO-D_TI

VEC	1	2	3
Akaike information criterion	-6.657676	-6.631025	-6.579238

Fuente: Elaboración propia software Eviews

El criterio akaike indica que el mejor modelo que expresa la influencia de la tasa de interés sobre el indicador de cartera vencida de microcrédito es el primer modelo.

De acuerdo a esto se generan las ecuaciones de los modelos a continuación.

- Modelo VEC para el ICV Comercial

Tabla 15. Modelo VEC para el ICV Comercial

Cointegrating Eq:	CointEq1

Fundación Universitaria los libertadores

D_CIAL(-1)	1.000000	
D_TI(-1)	0.132296 (0.11360) [1.16461]	
C	-0.001381	
<hr/>		
Error Correction:	D(D_CIAL)	D(D_TI)
<hr/>		
CointEq1	-0.972262 (0.18472) [-5.26347]	-0.245272 (0.12378) [-1.98159]
D(D_CIAL(-1))	-0.270126 (0.14521) [-1.86021]	0.163371 (0.09730) [1.67898]
D(D_CIAL(-2))	-0.270119 (0.09070) [-2.97804]	0.082647 (0.06078) [1.35981]
D(D_TI(-1))	-0.009096 (0.13351) [-0.06813]	-0.391030 (0.08946) [-4.37077]
D(D_TI(-2))	0.126528 (0.13409) [0.94364]	-0.204988 (0.08985) [-2.28151]
C	-0.000180 (0.00507) [-0.03554]	0.000646 (0.00340) [0.19024]

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Ecuación 1. Vector de corrección del error para el ICV Comercial

$$\beta' = (1, 0.132296, -0.001381).$$

$$D_CIAL + 0.132296 D_TI = 0$$

$$D_CIAL = -0.132296 D_TI$$

En el vector especificado se encuentra que los coeficientes son significativos con un 0.05 de significancia del error. Dicho vector ha sido normalizado para que el primer coeficiente sea igual a uno y representa el equilibrio a largo plazo del sistema.

El signo que acompaña el factor de la variable D_TI muestra un dato interesante: en el largo plazo la tasa de interés no produce aumentos en el indicador de cartera vencida comercial, por el contrario, su relación inversa, un aumento en la variable D_TI generará en el largo plazo una disminución en la variable D_CIAL. La literatura revisada al respecto no incluye dentro de las variables que explican el indicador a la tasa de interés de intervención, lo cual puede estar relacionado al efecto inverso de esta variable macroeconómica sobre la serie explicada.

- Modelo VEC para el ICV Consumo

Tabla 16. Modelo VEC para el ICV Consumo

Cointegrating Eq:	CointEq1	
D_CONSU(-1)	1.000000	
D_TI(-1)	-0.105859 (0.09074) [-1.16663]	
C	-0.000593	
Error Correction:	D(D_CONSU)	D(D_TI)
CointEq1	-0.956031 (0.16740) [-5.71097]	-0.196931 (0.15456) [-1.27418]
D(D_CONSU(-1))	-0.177879 (0.13395) [-1.32793]	0.114124 (0.12367) [0.92279]
D(D_CONSU(-2))	-0.189636 (0.08955) [-2.11766]	0.020580 (0.08268) [0.24892]
D(D_TI(-1))	-0.134180 (0.10102) [-1.32828]	-0.419583 (0.09327) [-4.49882]
D(D_TI(-2))	-0.135035 (0.09999) [-1.35054]	-0.210151 (0.09231) [-2.27651]
C	2.48E-05 (0.00371) [0.00669]	0.000516 (0.00342) [0.15069]

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Ecuación 2. Vector de corrección del error para el ICV Consumo

$$\beta' = (1, -0.105859, -0.000593).$$

$$D_CONSU - 0.105859D_TI = 0$$

$$D_CONSU = 0.105859D_TI$$

El vector de corrección β' , es un vector normalizado cuyos coeficientes son significativos al 0.05. El factor obtenido para el D_TI está relacionada con la teoría económica revisada y estudios adelantados anteriormente. Las tasas de interés del BR influyen en el largo plazo en la morosidad de la cartera de consumo; una variación en D_TI generará un aumento en el largo plazo en la variable ICV_CONSU.

- Modelo VEC para el ICV Vivienda

Tabla 17. Modelo VEC para el ICV Vivienda

Cointegrating Eq:	CointEq1	
D_VIVI(-1)	1.000000	
D_TI(-1)	0.131855 (0.08117) [1.62447]	
C	0.008317	
Error Correction:	D(D_VIVI)	D(D_TI)
CointEq1	-0.808396 (0.12617) [-6.40743]	-0.376774 (0.13171) [-2.86054]
D(D_VIVI(-1))	-0.120022 (0.09392) [-1.27788]	0.112452 (0.09805) [1.14684]
D(D_TI(-1))	0.090560 (0.08039) [1.12652]	-0.322148 (0.08393) [-3.83850]

Fundación Universitaria los libertadores

C	0.000335 (0.00319) [0.10515]	0.000290 (0.00333) [0.08711]
---	-------------------------------------	-------------------------------------

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Ecuación 3. Vector de corrección del error para el ICV Vivienda

$$\beta' = (1, 0.131855, 0.008317).$$

$$D_VIVI + 0.131855D_TI = 0$$

$$D_VIVI = -0.131855D_TI$$

El factor obtenido para el D_TI está relacionada con la teoría económica revisada y los estudios adelantados anteriormente. Las tasas de interés del BR influyen en el largo plazo en la morosidad de la cartera de vivienda.

- Modelo VEC para el ICV Microcrédito

Tabla 18. Modelo VEC para el ICV Microcrédito

Cointegrating Eq:	CointEq1	
D_MICRO(-1)	1.000000	
D_TI(-1)	0.056789 (0.11118) [0.51077]	
C	-0.011578	
Error Correction:	D(D_MICRO)	D(D_TI)
CointEq1	-0.932330 (0.13061) [-7.13826]	-0.075661 (0.09575) [-0.79022]
D(D_MICRO(-1))	-0.080229 (0.09141) [-0.87766]	0.027744 (0.06701) [0.41403]
D(D_TI(-1))	0.001097 (0.11766) [0.00932]	-0.334008 (0.08625) [-3.87244]

C	-0.000124 (0.00471) [-0.02634]	0.000311 (0.00345) [0.08998]
---	--------------------------------------	-------------------------------------

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Ecuación 4. Vector de corrección del error para el ICV Microcrédito

$$\beta' = (1, 0.056789, -0.011578).$$

$$D_MICRO + 0.056789D_TI = 0$$

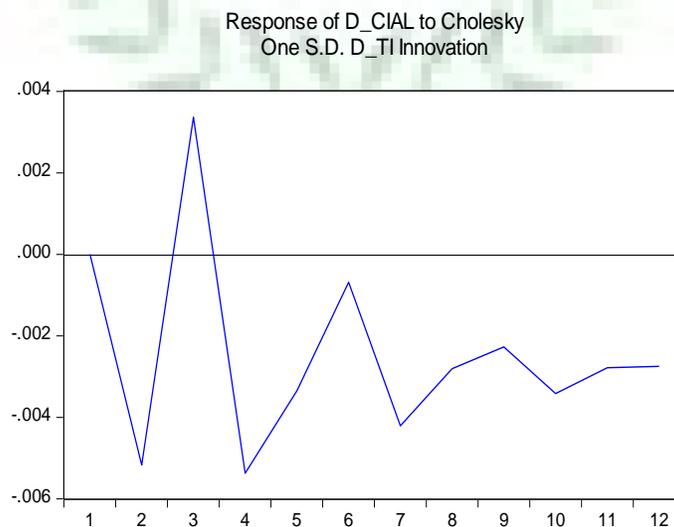
$$D_MICRO = -0.056789D_TI$$

El factor obtenido para el D_TI indica que la tasa de interés de intervención del BR influye en el indicador de cartera vencida de microcrédito, aunque en forma inversa, contrario a lo que podría suponerse.

5.5 Función Impulso – Respuesta (FIR)

- FIR ICV Comercial y T. I

Gráfica 8. FIR ICV Comercial y T.I

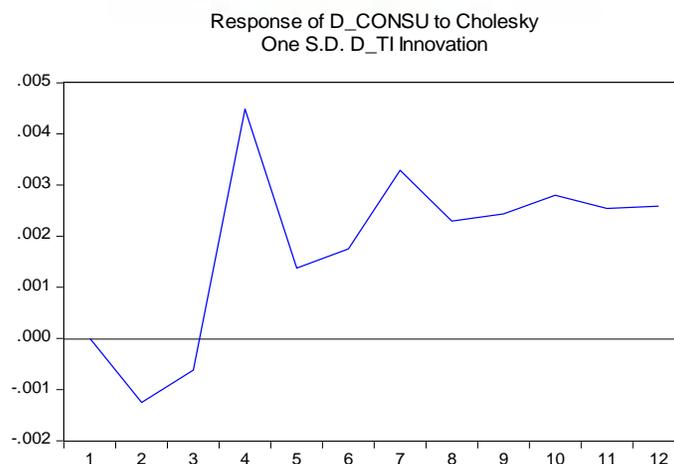


Fuente: Elaboración propia software Eviews

La gráfica 8 presenta la relación Impulso-Respuesta de la tasa de interés de intervención del Banco de la Republica sobre el Indicador de cartera vencida comercial. Se observa como el Indicador de cartera vencida cambia en respuesta a la tasa de interés. La mayoría de las variaciones se encuentra por debajo de cero, es decir que actúan inversamente al movimiento en la tasa. El impulso inmediato en el corto plazo (3 meses) de la tasa de interés genera un efecto negativo con un rebote del mes 2 al 3, donde parece absorber el efecto del aumento de la tasa, para luego generar un impacto inverso en el indicador de cartera vencida comercial que se mantiene en el largo plazo. Este efecto coincide con lo obtenido en la ecuación 1 dónde el signo de la variable D_TI indicaba que el efecto de ésta sobre ICV_CIAL era inverso. En la realidad, al ser una modalidad de cartera usado especialmente por persona jurídica, el limitado impacto de la tasa de interés sobre el indicador es resultado de la planeación financiera de las empresas, donde es necesario el constante monitoreo a las variables macroeconómicas que puedan afectar el cumplimiento de presupuesto, permitiendo generar planes de contingencia antes de la ocurrencia de los hechos.

- FIR ICV Consumo y T.I

Gráfica 9. FIR ICV Consumo y T.I

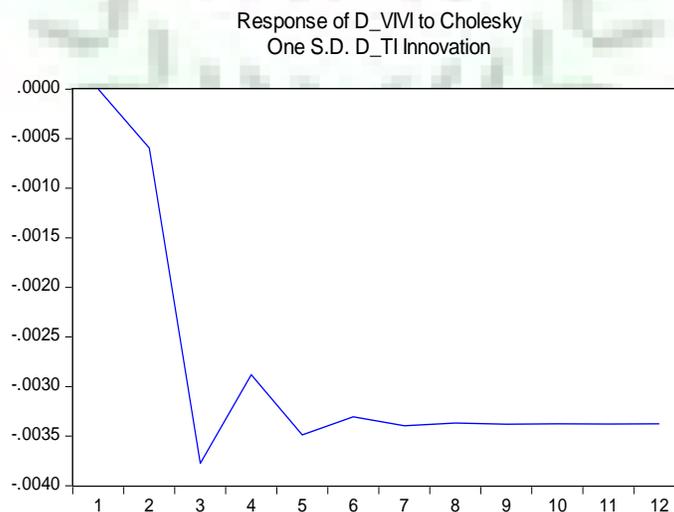


Fuente: Elaboración propia software Eviews

La respuesta del Indicador de cartera vencida de consumo es directa frente al impulso ocasionado en la variable D_TI , tal como lo muestra la gráfica 9. En el muy corto plazo, el indicador de cartera vencida actúa de forma inversa a lo esperado, sin embargo, a partir del mes 4 el indicador reacciona de manera positiva, esto es, a mayor tasa de interés de intervención, mayor indicador de cartera vencida. La cartera de consumo está en manos de las personas naturales y está representada, como ya se indicó, por créditos de consumo, tarjetas de crédito y leasing de vehículos; esto significa que el cambio en las tasas de interés de los EC en sus productos financieros, como consecuencia de las modificaciones en la tasa de intervención del BR, afecta en el mediano y largo plazo el indicador de cartera vencida. Este comportamiento se vio reflejado en la ecuación 2 de vector de corrección del error, donde el signo es positivo, indicando la influencia directa del D_TI sobre el D_CONSU .

- FIR ICV Vivienda y T.I

Gráfica 10. FIR ICV Vivienda y T.I

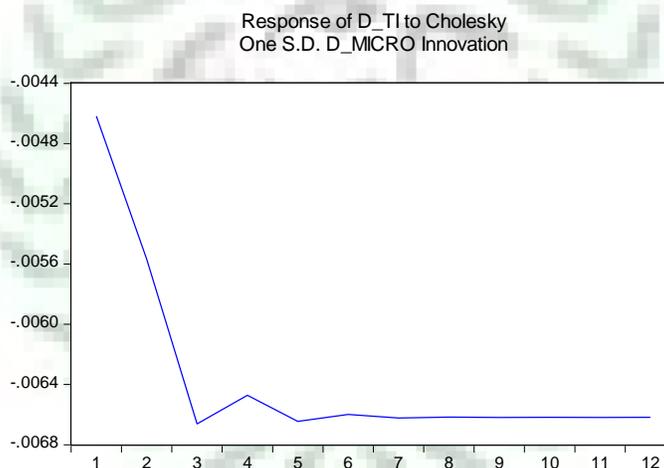


Fuente: Elaboración propia software Eviews

Se observa en la gráfica 10 el efecto de la tasa de intereses de intervención sobre el indicador de cartera vencida de vivienda. El indicador de cartera vencida cambia en respuesta a los cambios en la tasa de interés, sin embargo, de acuerdo a la ecuación 3 de vector de corrección del error y a estudios previos realizados, se esperaba que el efecto fuera inverso, es decir, que a un aumento en las tasas el indicador reaccionara aumentando también. Sin embargo, las variaciones obtenidas están por debajo de 0. La respuesta es inmediata en los tres primeros meses y hasta los 5 presenta variaciones notorias. Después de esto se estabiliza en el largo plazo.

- FIR ICV Microcrédito y T.I

Gráfica 11. FIR ICV Microcrédito y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

El Impulso Respuesta de la tasa de interés de intervención sobre el indicador de cartera vencida de microcrédito es inmediato en el corto plazo. De acuerdo a lo inferido desde la ecuación de vector de corrección de error, el comportamiento del indicador de cartera vencida es inverso a lo que ocurra con las tasas de interés del BR; además, el choque es absorbido por la variable en los primeros 6 meses, periodo después del cual se estabiliza. Esto se presenta en buena medida a que

tal como lo señala Clavijo Ramírez (2016) la mora en la cartera de microcrédito está más asociada a variables sociodemográficas de los clientes que a variables macroeconómicas.

5.6 Pruebas de los residuos

- Test de Normalidad

El test de normalidad evalúa las siguientes hipótesis:

H0: Los residuales siguen distribución normal multivariada

H1: Los residuales NO siguen distribución normal multivariada

$\alpha = 0.05$

Tabla 19. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Comercial y T.I

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.582816	6.963333	1	0.0083
2	-0.092076	0.173798	1	0.6768
Joint		7.137130	2	0.0282

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.158971	0.129518	1	0.7189
2	6.426325	60.16599	1	0.0000
Joint		60.29551	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	7.092850	2	0.0288
2	60.33979	2	0.0000
Joint	67.43264	4	0.0000

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Fundación Universitaria los libertadores

En el test de normalidad se observan dos componentes porque hay dos posibles ecuaciones. Si la probabilidad es mayor a α (5%) los residuos son normales. De forma individual se rechaza la normalidad del componente 1, evaluada desde la simetría. Por su parte el componente 2 también rechaza la normalidad desde la curtosis. A nivel general, la prueba de Jarque-Bera indica que los residuos no se distribuyen de manera normal, por lo que se rechaza la H_0 .

Tabla 20. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Consumo y T.I

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	-0.585853	7.036078	1	0.0080
2	-0.001619	5.37E-05	1	0.9942
Joint		7.036132	2	0.0297

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	3.962625	4.749064	1	0.0293
2	6.721878	70.99342	1	0.0000
Joint		75.74248	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	11.78514	2	0.0028
2	70.99347	2	0.0000
Joint	82.77861	4	0.0000

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Con un α correspondiente 0.05, se rechaza H_0 en las evaluaciones realizadas a los residuos desde la curtosis y la simetría, en los dos componentes. Jarque-Bera también rechaza H_0 , indicando que los residuos para el modelo VEC entre la tasa de interés del BR y la cartera vencida de consumo, no son normales.

Tabla 21. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Vivienda y T.I

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
-----------	----------	--------	----	-------

Fundación Universitaria los libertadores

1	0.035746	0.026408	1	0.8709
2	-0.026379	0.014381	1	0.9045
Joint		0.040790	2	0.9798
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	5.227515	25.63609	1	0.0000
2	5.763930	39.46976	1	0.0000
Joint		65.10585	2	0.0000
Component	Jarque-Bera	df	Prob.	
1	25.66250	2	0.0000	
2	39.48414	2	0.0000	
Joint		65.14664	4	0.0000

Fuente: Elaboración propia software Eviews

La tabla 25 muestra los resultados obtenidos para el test de normalidad de los residuos del modelo VEC para la tasa de interés de intervención del BR y el Indicador de cartera vencida vivienda. Evaluando los dos componentes que conforman el modelo, desde la simetría, se obtiene que no se rechaza H_0 , es decir bajo este criterio los residuos son normales. Sin embargo, evaluando la curtosis y el test de Jarque-Bera se tiene suficiente evidencia para decir que los residuos no se distribuyen de forma normal, rechazando así H_0 .

Tabla 22. Test de Normalidad Modelo VEC ICV Microcrédito y T.I

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.
1	6.759477	944.2709	1	0.0000
2	0.077197	0.123160	1	0.7256
Joint		944.3941	2	0.0000
Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	65.99912	20505.93	1	0.0000
2	6.940409	80.22190	1	0.0000

Fundación Universitaria los libertadores

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
Joint	20586.15	2	0.0000
1	21450.20	2	0.0000
2	80.34506	2	0.0000
Joint	21530.54	4	0.0000

Fuente: Elaboración propia software Eviews

La prueba de normalidad del modelo VEC para la tasa de intereses del BR y el indicador de cartera vencida de microcrédito, indica que los residuos del modelo no se distribuyen normalmente, por lo que se rechaza **H0**.

En general, los test de normalidad presentados en las tablas 23, 24, 25 y 26 indican que no se cumple el supuesto de Normalidad en la distribución de los residuos de los modelos generados, pero son mucho más importantes las pruebas de correlación y heterocedasticidad teniendo en cuenta que el propósito primero de los modelos no está asociado a la realización de pronósticos sino al establecimiento de relaciones entre las variables. Corugedo, E. F., Price, S., & Blake, A. P. (2003).

- Test de Correlación

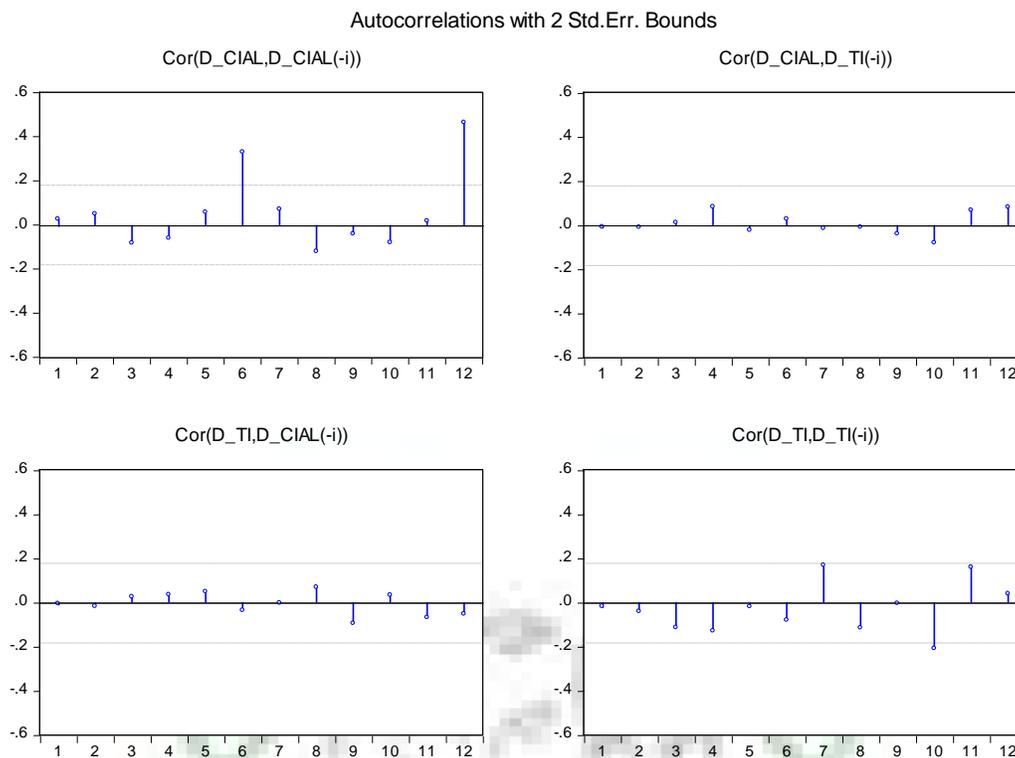
Se aplican dos test de correlación a los modelos obtenidos: Por un lado, el correlograma sobre el cual, al menos el 90% de los rezagos debe ubicarse en las bandas de confianza. Por el otro, un test de carácter cuantitativo. Portmanteau, donde se maneja las siguientes hipótesis:

H0: Los residuales no están autocorrelacionados.

H1: Los residuales están autocorrelacionados.

$\alpha = 0.05$

. Gráfica 12. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Comercial y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

Tabla 23. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Comercial y T.I

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.140154	NA*	0.141302	NA*	NA*
2	0.719752	NA*	0.730481	NA*	NA*
3	3.166132	0.7877	3.238020	0.7784	6
4	6.322293	0.7875	6.500270	0.7716	10
5	7.154156	0.9286	7.367382	0.9196	14
6	21.69972	0.2456	22.65888	0.2040	18
7	25.77470	0.2615	26.97975	0.2120	22
8	29.58605	0.2851	31.05625	0.2262	26
9	31.25582	0.4029	32.85784	0.3287	30
10	38.70048	0.2657	40.96131	0.1915	34
11	43.04359	0.2642	45.73099	0.1819	38

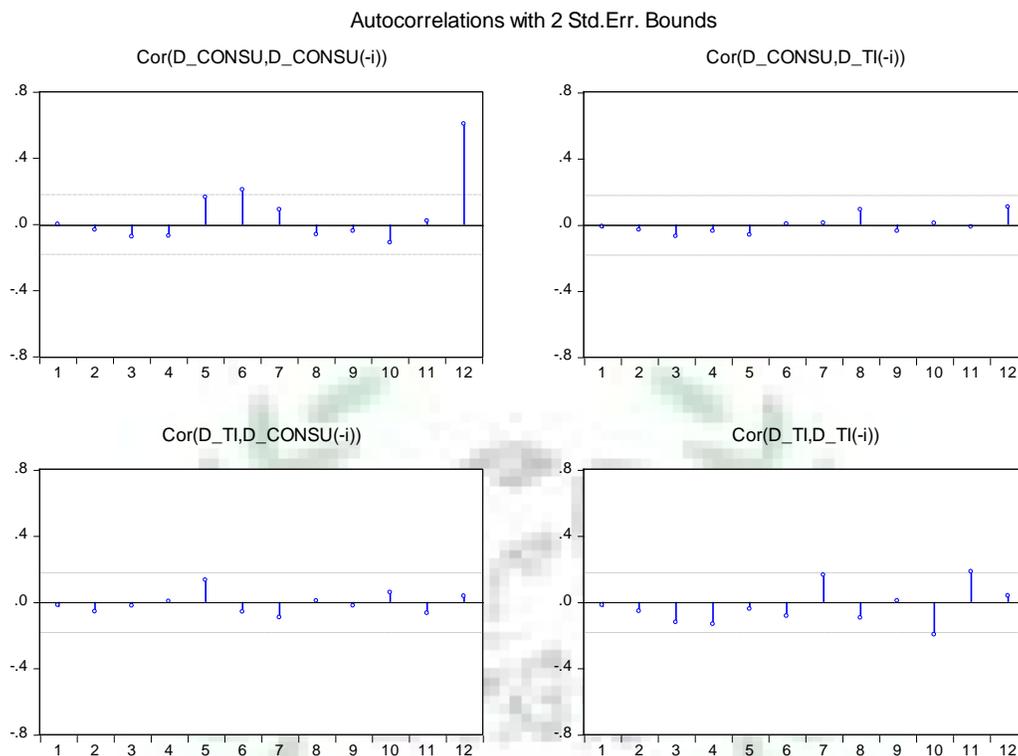
*The test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Fuente: Elaboración propia software Eviews

La probabilidad de los rezagos evaluados es superior al valor del α , es decir, NO se rechaza la H_0 , por lo que se puede inferir que los residuos NO están autocorrelacionados. Gráficamente se

observa que al menos el 90% de los resultados se encuentran dentro de las bandas por lo que se sustenta una vez más el no rechazar H_0 .

Gráfica 13. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Consumo y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

Tabla 24. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Consumo y T.I

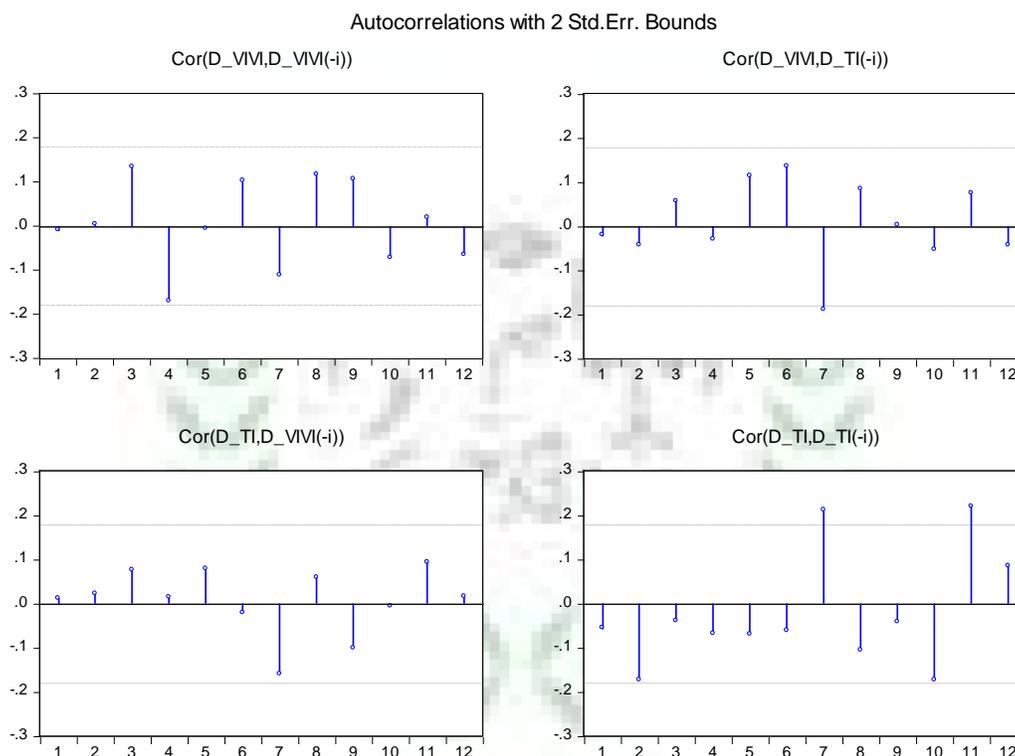
Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.119802	NA*	0.120784	NA*	NA*
2	1.211614	NA*	1.230643	NA*	NA*
3	4.459713	0.6147	4.559944	0.6014	6
4	7.495652	0.6780	7.697931	0.6583	10
5	13.58951	0.4807	14.05001	0.4460	14
6	20.36315	0.3127	21.17101	0.2709	18
7	25.74387	0.2628	26.87643	0.2160	22
8	28.38910	0.3396	29.70568	0.2800	26
9	28.85749	0.5251	30.21104	0.4549	30
10	35.67986	0.3893	37.63716	0.3062	34
11	40.48451	0.3612	42.91370	0.2687	38

*The test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Fuente: Elaboración propia software Eviews

La probabilidad de los rezagos evaluados es superior al valor del α , es decir, NO se rechaza la H_0 , por lo que se puede inferir que los residuos NO están autocorrelacionados. Gráficamente se observa que al menos el 90% de los resultados se encuentran dentro de las bandas por lo que se sustenta una vez más el no rechazar H_0 . Este modelo considera dos rezagos por lo que se generan NA* en sus correspondientes pruebas.

Gráfica 14. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Vivienda y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

Tabla 25. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Vivienda y T.I

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.447175	NA*	0.450810	NA*	NA*
2	4.463719	0.6142	4.533200	0.6049	6
3	8.072335	0.6218	8.231286	0.6063	10
4	12.35627	0.5777	12.65802	0.5536	14
5	15.31732	0.6401	15.74348	0.6104	18

Fundación Universitaria los libertadores

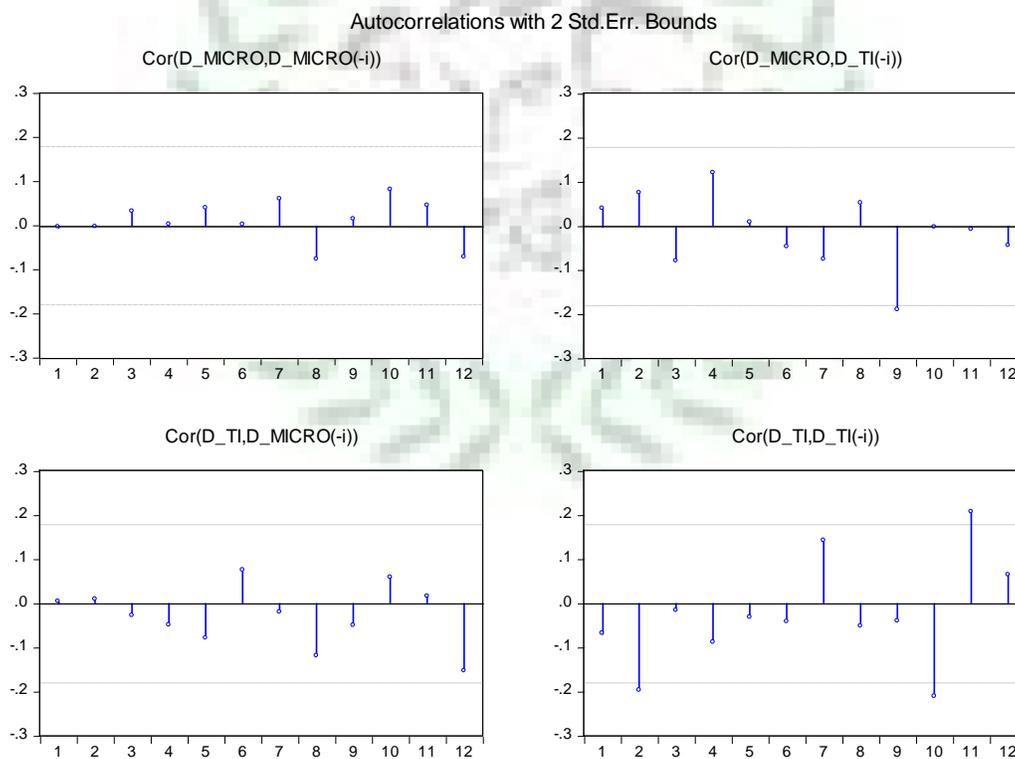
6	19.47227	0.6160	20.10970	0.5762	22
7	34.04048	0.1340	35.54951	0.1003	26
8	38.46844	0.1381	40.28285	0.0995	30
9	41.35771	0.1802	43.39824	0.1296	34
10	46.09286	0.1724	48.54875	0.1174	38
11	54.08026	0.1002	57.31369	0.0578	42

*The test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Con todas las probabilidades menores al α y al menos el 90% de los rezagos dentro de las bandas, NO se rechaza la H_0 , por lo que se puede inferir que los residuos NO están autocorrelacionados.

Gráfica 15. Test de Correlación para el modelo VEC ICV Microcrédito y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

Tabla 26. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV Microcrédito y T.I

Lags	Q-Stat	Prob.	Adj Q-Stat	Prob.	df
1	0.447175	NA*	0.450810	NA*	NA*
2	4.463719	0.6142	4.533200	0.6049	6
3	8.072335	0.6218	8.231286	0.6063	10
4	12.35627	0.5777	12.65802	0.5536	14
5	15.31732	0.6401	15.74348	0.6104	18
6	19.47227	0.6160	20.10970	0.5762	22
7	34.04048	0.1340	35.54951	0.1003	26
8	38.46844	0.1381	40.28285	0.0995	30
9	41.35771	0.1802	43.39824	0.1296	34
10	46.09286	0.1724	48.54875	0.1174	38
11	54.08026	0.1002	57.31369	0.0578	42

*The test is valid only for lags larger than the VAR lag order.
df is degrees of freedom for (approximate) chi-square distribution

Fuente: Elaboración propia software Eviews

Aplicando los test de Autocorrelación se obtiene que las probabilidades son menores al α , por lo cual NO se rechaza H_0 .

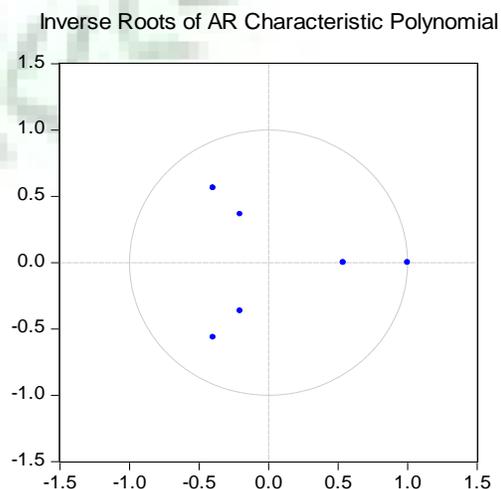
- Test de Raíces de Polinomio característico como prueba de estabilidad para los modelos VEC generados

Gráfica 16. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Comercial y T.I

Roots of Characteristic Polynomial
Endogenous variables: D_CIAL D_TI
Exogenous variables:
Lag specification: 1 2
Date: 11/02/16 Time: 00:47

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.397793 - 0.564069i	0.690227
-0.397793 + 0.564069i	0.690227
0.537994	0.537994
-0.204138 - 0.365462i	0.418611
-0.204138 + 0.365462i	0.418611

VEC specification imposes 1 unit root(s).



Fuente: Elaboración propia software Eviews

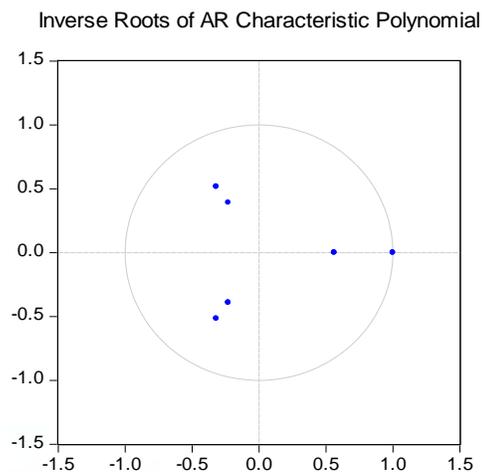
Gráfica 17. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Consumo y T.I

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: D_CONSU D_TI
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 2
 Date: 11/02/16 Time: 00:58

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.317790 - 0.517380i	0.607185
-0.317790 + 0.517380i	0.607185
0.561484	0.561484
-0.229274 - 0.391634i	0.453811
-0.229274 + 0.391634i	0.453811

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Fuente: Elaboración propia software Eviews



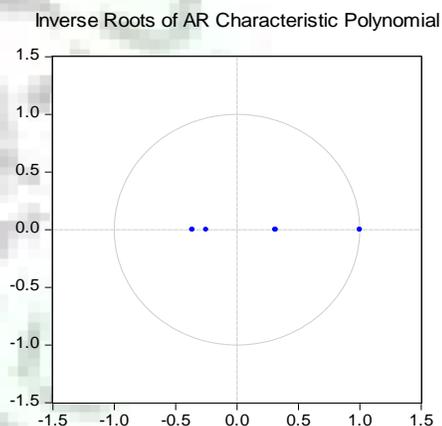
Gráfica 18. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC ICV Vivienda y T.I

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: D_VIVI D_TI
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 1
 Date: 11/02/16 Time: 01:01

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.362787	0.362787
0.313201	0.313201
-0.250659	0.250659

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Fuente: Elaboración propia software Eviews

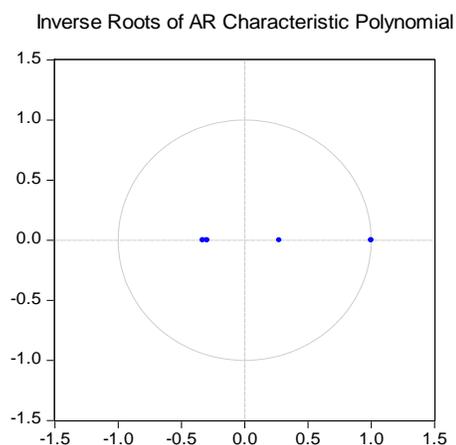


Gráfica 19. Test de Raíces de Polinomio para el modelo VEC Microcrédito y T.I

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: D_MICRO D_TI
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 1
 Date: 11/02/16 Time: 01:05

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.329056	0.329056
-0.296319	0.296319
0.274513	0.274513

VEC specification imposes 1 unit root(s).

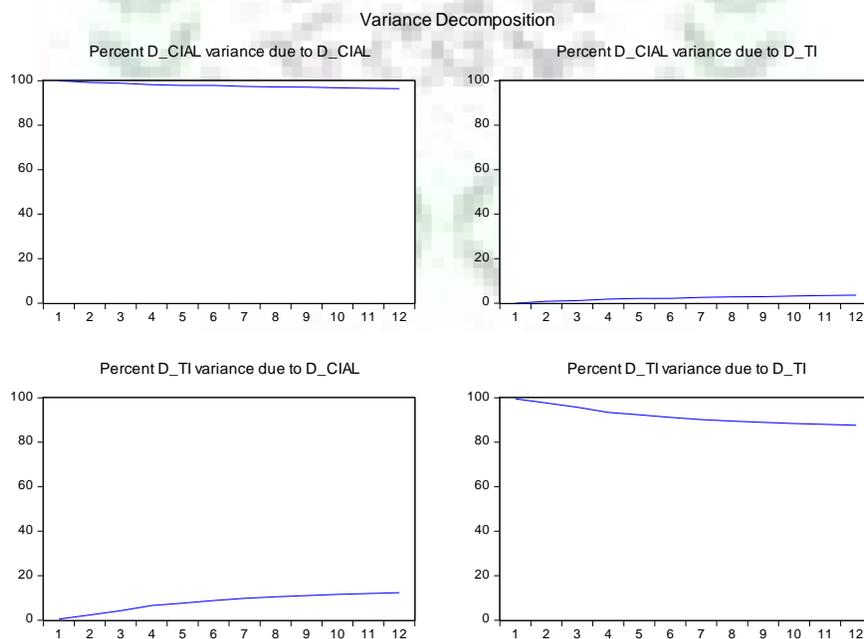


Fuente: Elaboración propia software Eviews

En las pruebas de estabilidad aplicadas a cada uno de los modelos VEC generados, muestran la existencia de una raíz unitaria sobre el límite del círculo unitario; sin embargo esto no es señal de falta de estabilidad dado que los modelos VEC estimados con relaciones de cointegración son estables si $k-r=1$ y las demás raíces son menores a uno y se encuentran dentro del círculo unitario. Los modelos generados para cada tipo de ICV están compuestos por dos variables exógenas (k) y una ecuación de cointegración (r); la estabilidad esta dada por $k-r=1$, para el caso de estos modelos: $2-1=1$, cumpliendo con la premisa expuesta, donde cada modelo puede tener una raíz unitaria en el círculo unitario, demostrando que si existe estabilidad en los VEC propuestos.

- Test de Descomposición de varianza

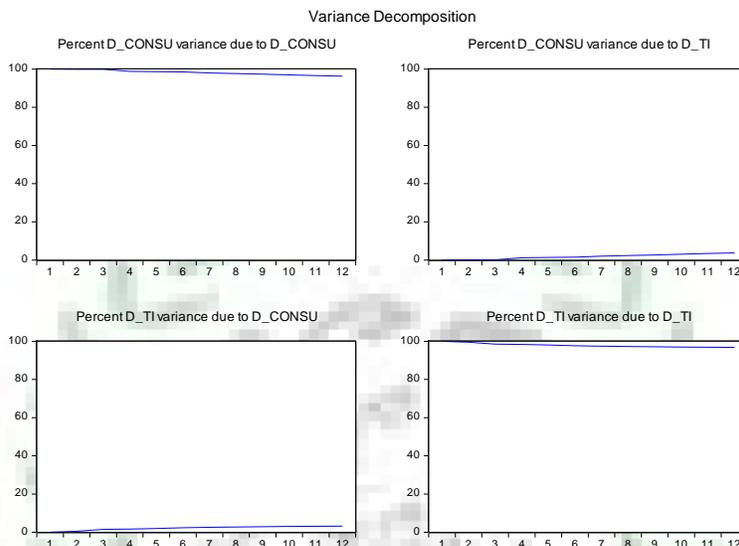
Gráfica 20. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Comercial y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

La descomposición de las varianzas para el modelo VEC del indicador de cartera vencida comercial indica el efecto que tiene la variable D_TI sobre el ICV. Para este caso la gráfica 20 muestra que la varianza es constante en el tiempo y que el mayor peso de las variaciones recae sobre la D_TI y no sobre la misma variable D_CIAL

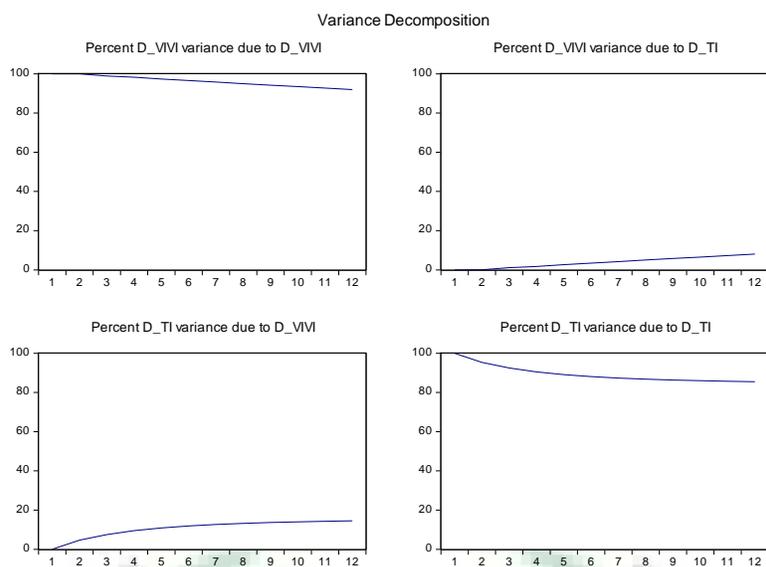
Gráfica 21. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Consumo y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

La gráfica 21 muestra el test de descomposición de varianza, en el que se observa que las varianzas son uniformes en el tiempo sin presentarse variaciones atípicas.

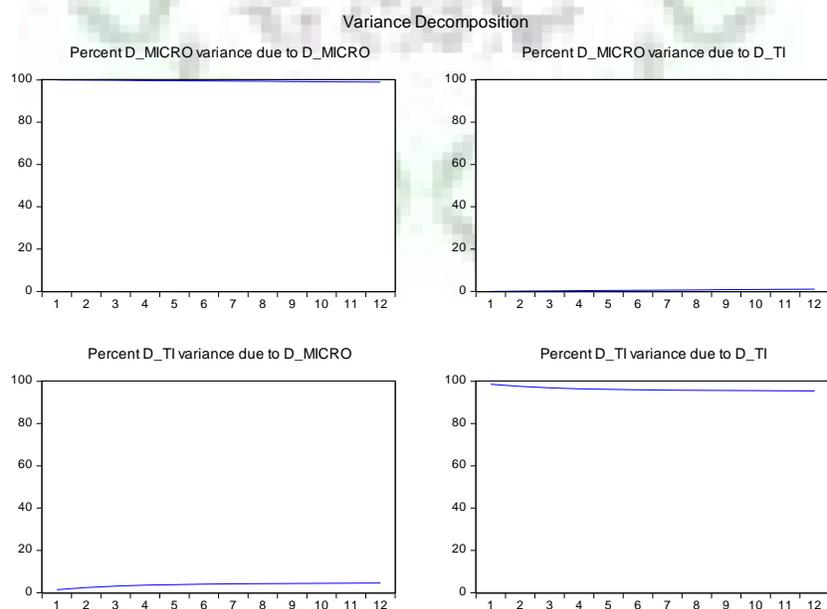
Gráfica 22. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Vivienda y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

La descomposición de la varianza de la gráfica 22 indica que el mayor porcentaje de cambio en la variable D_VIVI se debe a los cambios en la tasa de interés y no a sus propios rezagos.

Gráfica 23. Test de Descomposición de Varianza VEC ICV Microcrédito y T.I



Fuente: Elaboración propia software Eviews

La descomposición de la varianza reflejada en la gráfica 23 muestra que no se presentan sobre saltos en las varianzas de las variables.

6. CONCLUSIONES

- A excepción del indicador de cartera vencida de microcrédito, el comportamiento de los indicadores de cartera vencida en las demás modalidades presenta ciclos similares a los de la tasa de interés de intervención del Banco de la República.
- El indicador de cartera vencida para la cartera comercial no sufre alzas en el largo plazo frente a incrementos en la tasa de intervención del Banco de la República, esto debido al nicho de mercado al que está dirigida esta modalidad de crédito, donde existe planeación financiera formal y monitoreo de las variables macroeconómicas.
- La tasa de interés de intervención del Banco de la República tiene influencia directa sobre el indicador de cartera vencida de la cartera de consumo. Esto es consecuencia de los productos que consolidan este tipo de cartera, especialmente tarjeta de crédito. Frente a un aumento en la tasa de interés de intervención, la cartera tiene un rezago de 4 meses en comenzar a deteriorarse y a partir del mes 12 se estabiliza, absorbiendo durante ese periodo el choque del aumento.
- El efecto sobre el indicador de cartera vencida en la cartera de vivienda que tienen los cambios en la tasa de interés de intervención es inverso. Una vez se presenta aumento en las tasas, el indicador cae cerca de 4 puntos básicos. El choque de la tasa de interés sobre el indicador desaparece a partir del mes 7 siguiente a la ocurrencia de la variación.
- La cartera de microcrédito no ve afectada su calidad frente a incrementos en la tasa de interés, esto debido a las particularidades que tiene esta modalidad en cuanto a plazos, tasas e incluso el mercado al que está dirigido. Se confirma lo sugerido por Clavijo Ramírez (2016), respecto a que la morosidad en esta cartera se ve influenciada por variables de tipo microeconómico y sociodemográfico por encima del tipo macroeconómico.

- Mediante el uso de las funciones de impulso respuesta se logra contradecir que la tasa de interés de intervención del Banco de la República tiene influencia directa sobre el indicador de cartera vencida de las diferentes modalidades, concepto que está arraigado en el imaginario colectivo y que según literatura económica revisada podría ser cierta. Las FIR obtenidas demuestran que solo es significativo en la cartera de consumo, mientras que en las demás el efecto es inverso o no duradero en el tiempo.



7. REFERENCIAS

- Arbeláez Gonzáles, A. (2010). Determinantes del riesgo de crédito comercial en Colombia, 39.
- Arias, E., & Torres, C. (2004). Modelos var y vecm para el pronóstico de corto plazo de las importaciones de costa rica. *Banco Central de Costa Rica*.
- Cabrera, W., Gutiérrez, J., Mendoza, J., & Melo, Y. L. (2011). Relación entre el riesgo sistémico del sector real y el sistema financiero. *Temas*, (62).
- Consultorio Contable, E. (n.d.). Notas de clase. Retrieved from <http://www.eafit.edu.co/escuelas/administracion/consultorio-contable/Documents/Nota de clase Nro 33 Tasa de interes.pdf>
- Delgado, J., & Saurina, J. (2004). Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas. *Moneda Y Crédito*, 219, 11–41.
- Gutiérrez Rueda, J., & Vásquez E, D. M. (2008). Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito. Retrieved from http://www.banrep.gov.co/docum/Lectura_finanzas/pdf/cointegracion.pdf
- Huertas, C. a, Olarte, S., Jail, M., & Romero, J. V. (2005). Algunas Consideraciones sobre el Canal del Crédito y la Transmisión de Tasas de Interés en Colombia., 38.
- Jiménez Mejía, M., Baena Cardona, L. J., Velásquez, H., & Hurtado Rendón, Á. (2014). *Determinantes del índice de cartera vencida hipotecaria en Colombia: 2006-2014*. Retrieved from https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/7747/LeidyJohana_BaenaCardona_Marcela_JimenezMejia_2015.pdf?sequence=2
- Medina Moral, E. (2008). Modelos de elección discreta. *REVISTA Universidad EAFIT*, 44(152), 66–79. <http://doi.org/10.4067/S0717-92002003000300001>
- Ramírez Clavijo, F. (2016). Determinantes de la morosidad de la cartera de microcrédito en Colombia, 51.
- Fenómeno, E. D. E. L., Al, A., Colombiano, C., & Periodo, P. E. L. (2011). Heivar Yesid Rodríguez Pinzón, Mg. *, 27(51), 79–97.
- Ryskulov, U., & Berhani, R. (2014). Macroeconomic Determinants of Nonperforming Loans in Albanian Banking System. In *International Conference on Economic and Social Studies*. International Burch University.
- Salas, J. S. (1998). Determinantes de la morosidad de las cajas de ahorro españolas. *Investigaciones Económicas*, 22(3), 393–426.
- Sarmiento, L. M. C., Garzón, M. J. A., & Estrada, Y. S. A. (2014). Una evaluación de potenciales determinantes de cambios en el IGBC. *Sinapsis-Revista de Investigación de La Escuela de Administración Y Mercadotecnia Del Quindío EAM*, 4(4), 100–124.

Fundación Universitaria los libertadores

Superintendencia Financiera de Colombia. (2003). Circular basica contable y financiera. *Superintendencia*, (4), 01–172.

Superintendencia Financiera de Colombia. (2016). Actualidad del sistema financiero Colombiano, 1–138. Retrieved from <https://www.superfinanciera.gov.co/jsp/loader.jsf?lServicio=Publicaciones&lTipo=publicaciones&lFuncion=loadContenidoPublicacion&id=10081702>

Universidad Autónoma de Madrid. (2004). Curso de predicción económica y empresarial.

Yagüé, W. (2010). Determinantes de la Morosidad de la Cartera en el Sistema Financiero Colombiano. *Icesi.Edu.Co*, 63. Retrieved from [http://icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/item/5394/1/Trabajo_Grado_\(WGY\).pdf](http://icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/item/5394/1/Trabajo_Grado_(WGY).pdf)

