

Efecto de la tasa de interés de intervención en los establecimientos de crédito en Colombia*

Effect of the intervention interest rate on credit institutions in Colombia

Natalia Chaparro Cediel y Heivar Yesid Rodríguez Pinzón*****

Código JEL: B00, I20, J20, J24, N3

Recibido: 01/03/2017, Revisado: 28/03/2017, Aceptado: 17/04/2017

Resumen

Con el fin establecer la calidad de la cartera de los establecimientos de crédito se utiliza el Indicador de Cartera Vencida (ICV). Los estudios han buscado determinar cuáles pueden ser las variables macroeconómicas que impactan el comportamiento de este indicador. Dado que el Banco de la República ha usado la tasa de intervención como herramienta para el cumplimiento de la política monetaria, se busca establecer cuál es el impacto que tiene la Tasa de Interés de Intervención (TII) sobre el ICV, para ello, se aplica un modelo vector de corrección de errores. Los resultados sugieren que existe un impacto directo por parte del ICV de consumo frente a incrementos en la TII, mientras en las demás carteras la relación es inversa.

Palabras claves: Indicador de cartera vencida, tasa de interés de intervención, modelo VEC, política monetaria.

Abstract

To establish the quality of the portfolio of establishments, use the indicator of past due loans (ICV). The studies have tried to determine which are the macroeconomic variables that affect the behavior of this indicator. Given that the Bank of the Republic has used the intervention rate as a tool for compliance with monetary policy, we seek to establish the impact of the Intervention Interest Rate (TII) on the ICV, for which a model is applied. VEC (Vector Error Correction). The results suggest that there is a direct impact of the ICV of increases in the TII, while in the other portfolios the relationship is inverse

Key words: past-due portfolio indicator, intervention interest rate, VEC model, monetary policy.

* Este artículo recoge los resultados expuestos en la tesis titulada "Efecto 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", presentada en la Especialización de Estadística Aplicada de la Fundación Universitaria los Libertadores, Colombia.

** Especialista en Estadística Aplicada por la Fundación Universitaria. Teléfono: +573016471056. Correo electrónico: nchaparro01@libertadores.edu.co.

*** Magister en Ciencias Económicas. Facultad de Estadística. Universidad Santo Tomás. Colombia. Teléfono: +573013594398. Correo electrónico: heivarrodriguez@usantotomas.edu.co

1. Introducción

La cartera de crédito, según lo definido en la circular básica contable y financiera, son los recursos económicos entregados o desembolsados a las personas que son clientes de entidades de crédito en las diversas modalidades existentes, es decir: cartera comercial, de consumo, de vivienda y cartera de microcrédito. Dichos desembolsos los realizan luego de dar cumplimiento a los requisitos internos exigidos en cada una de las instituciones, buscando controlar que estos recursos sean devueltos en pagos constantes, o en las condiciones pactadas con cada persona. Esta serie de requisitos es lo que se conoce como Sistema de Administración del Riesgo de Crédito (Superintendencia Financiera de Colombia, SFC, 2003).

Siendo la cartera de crédito, a corte de julio del 2016, el principal activo del sistema financiero y teniendo una distribución de 57,7% en cartera comercial, 26,4% cartera de consumo, 13,09% cartera de vivienda y 2,71% cartera de microcrédito. Por este motivo los establecimientos financieros prestan especial atención a la administración del riesgo de crédito, aspecto fundamental en la razón de ser de las entidades bancarias y donde el deterioro de la cartera bruta puede influir en la calidad de los activos del sistema, como se aprecia en Gutiérrez y Vásquez (2008), quienes consideran “el riesgo de crédito como una de las principales fuentes de inestabilidad del sistema financiero y de pérdidas potenciales”(p.2).

Las modalidades de crédito existen con el propósito de brindar información específica según el destino del crédito asignado a cada cliente y hacer una adecuada aplicación de normas contables y evaluación de riesgos (SFC, 2003); es así como se considera crédito de vivienda aquellos destinados a la compra de inmueble habitacional, nuevos o usados, o para su construcción. El crédito de consumo es aquel que puede ser tomado por personas naturales, cuyo objetivo primario es la adquisición de bienes con fines enfocados hacia el consumo o el disfrute de estos, distinto al desarrollo empresarial o comercial. La cartera de microcrédito corresponde a todos aquellos

recursos otorgados a microempresas que son destinados a capital de trabajo o a fortalecer sus operaciones. Por su parte, la cartera comercial corresponde a los créditos otorgados a las empresas para realizar inversiones, con plazos pactados según sus necesidades y enfocados al capital de trabajo de las entidades.

El adecuado manejo del riesgo de crédito en cada tipo de cartera, asegura la calidad de esta evitando incurrir en mora, es decir, en el no pago de las obligaciones pactadas con la entidad financiera como parte de la recuperación del préstamo otorgado. El ICV corresponde a la proporción de cartera que se encuentra en incumplimiento (demora en el pago de la obligación superior a 30 días, para el caso colombiano), respecto al total de cartera, donde a menor proporción, mayor es su calidad.

Gutiérrez y Vásquez (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, en Colombia se ha presentado un crecimiento sostenido desde 2002. 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 (Giraldo, 2010). A través de un modelo VAR (Vector Auto Regresivo) que propone que la calidad de la cartera vencida es una función de sí, dependiente del periodo anterior, incluyendo otras variables como el Depósito a Término Fijo (DTF), indicador de producción y gasto nacional de

energía. Con este análisis se concluyó que sí hay evidencia de la relación de causalidad entre el crecimiento y la calidad de la cartera (Arias y Torres, 2004).

Establecer la manera como variables macroeconómicas y microeconómicas impactan sobre el ICV es una necesidad de los sistemas financieros a nivel mundial. Diversos autores han buscado mejorar los modelos en la actualidad utilizados para hacer mejores previsiones en cada uno de los posibles escenarios que se pueden presentar. En el caso del Reino Unido, Hoggarth, Sorensen y Zicchino (2005) emplean 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.

Delgado y Saurina (2004) elaboraron 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.

Dentro de las variables macroeconómicas que impactan el ICV de un sistema financiero, la tasa de intervención tiene un especial interés de estudio, ya que también se constituye como la herramienta del Banco de la República en la regulación de la política monetaria (Huertas, Olarte, Jail y Romero, 2005), y cobra mayor importancia en la coyuntura económica actual de Colombia 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 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.

El presente artículo busca encontrar la relación existente entre la cartera del ICV y la tasa de intervención del Banco de la República de Colombia, para lograr este objetivo se trabajará con el ICV en sus diferentes tipos (consumo, vivienda y microcrédito). A lo largo del documento se presentan las variables y la metodología para determinar el tipo de relación existente, la cual se estima con la función impulso – respuesta del modelo VEC. El periodo de estudio comprende desde enero del 2006 hasta julio del 2016.

2. Marco de referencia

2.1. Tasa de Interés de Intervención del Banco de la República de Colombia

Una de las herramientas que dispone el Banco de la República de Colombia en torno a la política monetaria para controlar la cantidad de dinero que se encuentra disponible en la economía es la intervención de la tasa de interés. Según el Banco de República (2016), la política monetaria es 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.

La TII corresponde al promedio mensual de la tasa de intervención del Banco de la República. Esta ha presentado varias modificaciones durante la última década que responden al momento puntual de la economía y a la necesidad presentada en el cumplimiento de la política monetaria. En el período 2006-2016, el máximo valor en la tasa de intervención del Banco de la República de Colombia se presentó durante el último cuatrimestre del 2008, con el fin de controlar la inflación que venía siendo afectada por los precios

de los alimentos, la crisis internacional y el precio de las materias primas. Para 2016 los incrementos de la tasa de interés fueron motivados por la búsqueda de la meta de inflación, la cual se ha visto afectada por los cambios en el precio de los alimentos, el clima y eventos socio-económicos como el paro camionero.

2.2. Indicador de cartera vencida (ICV)

La cartera vencida de acuerdo a lo expresado por la Superintendencia Financiera de Colombia, corresponde a la cartera con mora mayor a 30 días en las modalidades de consumo, comercial, microcrédito y vivienda. Para el caso colombiano el cálculo de la cartera vencida es el cociente entre la cartera y *leasing* vencidos i ; y cartera y *leasing* brutos i multiplicado 100; donde i corresponde a la modalidad de la cartera.

La cartera de crédito para 2016 ha tenido 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.

2.3. Indicador de cartera vencida de la cartera consumo

Para el caso colombiano y en el periodo analizado, la cartera de consumo tuvo su mayor índice de mora en mayo del 2009, donde alcanzó el 8,4% como indicador de cartera vencida. En este período se desaceleraron todos los tipos de cartera, para luego evidenciar una recuperación que llegó 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.

2.4. Indicador de cartera vencida de la cartera vivienda

Dada las bajas en las tasas de interés para el crédito hipotecario, esta cartera presentó una notable mejoría en su indicador de mora desde el inicio de la serie, con un leve repunte en el ciclo 2008-2010 a consecuencia de factores macroeconómicos 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.

2.5. Indicador de cartera vencida de la cartera microcrédito

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. La serie, desde el análisis gráfico, no es estacionaria.

3. Metodología

3.1. Modelo VEC

Los modelos vectoriales de corrección de errores, conocidos como VEC, son modelos donde su principal aplicación se da en los análisis de series multivariadas y en análisis macroeconómicos. Tienen su origen en el trabajo de Sims en la década de los ochenta (Arias y 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.

La escogencia del modelo VEC sobre los modelos VAR, se da porque los primeros permiten el uso de variables no estacionarias con grado de integración mayor a 0, por lo cual pueden capturar

elementos de importancia en el trabajo con series económicas. La principal razón para utilizar VEC en el presente trabajo se encuentra en la búsqueda de una relación de largo plazo entre las variables.

Tal relación existe si las variables de interés presentan igual orden de integración y existe una ecuación de cointegración entre ellas. Por ejemplo, en el artículo de Alonso (2011) "la prueba de Engle y Granger (1987) implica dos pasos: primero estimar los errores de la posible ecuación de cointegración y segundo determinar si la serie de errores estimados es $I(0)$ (estacionario) o no. Así, esta prueba es muy sencilla" (p. 4).

En este caso es posible estimar un modelo de corrección de error (VEC) que describa el comportamiento de dichas variables a lo largo del tiempo. La forma general de un VEC se presenta en la ecuación [1].

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad [1]$$

Donde:

$$\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I_k \quad \text{y} \quad \Gamma_i = \sum_{j=i+1}^p A_j$$

Si se reemplaza la matriz Π por su expresión equivalente, se tiene:

$$\Delta Y_t = \alpha \beta' Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad [2]$$

Empleando la ecuación [2] a las variables consideradas en el presente trabajo se obtienen los siguientes modelos VEC para el ICV comercial, ICV consumo, ICV vivienda y ICV microcrédito. Los términos correspondientes al intercepto en la ecuación de cointegración y tendencia en los datos se omiten, puesto que su importancia está en el ajuste del modelo y no tanto en la interpretación analítica.

Del lado izquierdo, se tiene el vector de variables del sistema en diferencias en el momento i , esto es, el resultado de restar el valor de cada variable en el período $t-1$ de su valor en t . Del lado derecho, se encuentra un vector α de dimensión 2×1 , el cual multiplica al vector de cointegración β' , y por último al vector de variables en niveles en el período $t-1$. El resultado de multiplicar el vector β' por el vector de variables en niveles en

el momento $t-1$ es una combinación lineal de dichas variables que, en el largo plazo, debe ser igual a cero. En otras palabras, la combinación lineal que se obtiene de multiplicar el vector de cointegración por el vector de variables debe ser estacionaria.

En este caso, el vector α es denominado factor *loading* y sus componentes son interpretados como coeficientes de velocidad de ajuste. El desequilibrio de corto plazo introducido por el factor entre las variables del sistema es transmitido a cada una de ellas, de tal forma que los cambios en las variables para el siguiente período dependerán de su desequilibrio en el período anterior. Es así que a todo término $\alpha\beta'Y_{t-1}$ se le denomina término de corrección de error; en tanto que corrige los desequilibrios de corto plazo que puedan existir entre las variables, para que en el largo plazo la combinación lineal dada por el vector de cointegración sea estacionaria.

Los otros términos del lado derecho de [2] muestran la forma en que el comportamiento de cada una de las variables del sistema también se ve afectado por las variaciones en períodos pasados de todas las variables, es decir, corresponden a la parte de VAR en diferencias. Por último, se tiene el vector de errores del modelo VEC, cuyo comportamiento se asume ruido blanco, es decir, de media cero y varianza constante. Una característica interesante del vector α , es que los valores de sus coeficientes puede indicar la existencia de exogeneidad débil de algunas de las variables. Ejemplos de modelos VEC aplicados a indicadores de cartera vencida se pueden ver en trabajos como Jordan y Tucker (2013), y Badar y Javid (2013).

3.2. Función impulso-respuesta

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. Los modelos VEC, por estar compuestos por variables no estacionarias, no tienen representación MA (*Moving Average*) válida. Sin embargo, sí es posible construir una representación de las variables en términos de los errores de

predicción de ellas. De acuerdo con Lütkepohl (2005), ambos tipos de impulso-respuesta son similares, con diferencias en la escala.

Vale la pena recordar que en procesos estacionarios las respuestas de las variables ante choques aleatorios deben decaer a lo largo del tiempo, de modo que tienden a cero cuando el tiempo (t) tiende a infinito (∞). En el caso de variables no estacionarias, como las contenidas en el presente modelo, esto no tiene que cumplirse. Por lo tanto, el efecto de un choque sobre una de las variables podrá no decaer asintóticamente, sino que se mantendrá a lo largo del tiempo.

4. Resultados

Para justificar el uso de los modelos VEC, se presentan los siguientes análisis, empezando con la exploración inicial a través de los gráficos de línea de las variables, pruebas de raíz unitaria, con el fin de determinar los órdenes de integración y las pruebas de cointegración, para así presentar el modelo óptimo y su validación. Para ellos, todas las variables se tomaron en el periodo comprendido entre 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 de Colombia. También se tuvo en cuenta la tasa de intervención (TI) promedio vigente correspondiente a cada uno de los meses analizados, la cual es de construcción propia con base en la información suministrada en la página del Banco de la República de Colombia. Además, se trabaja con series transformadas con la función logaritmo natural para facilitar su lectura y de ser necesario se efectúan transformaciones con el fin de cumplir con los supuestos del modelo VEC. Todas las pruebas se leen al 5% de significancia.

4.1. Análisis gráfico preliminar

4.1.1. Tasa de Interés del Banco de la República

La tasa de interés del Banco de la República de Colombia (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 2008 cuando se incrementó en 25 puntos básicos, llegando a una tasa de intervención del 10%. Luego 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 (ver Figura 1).

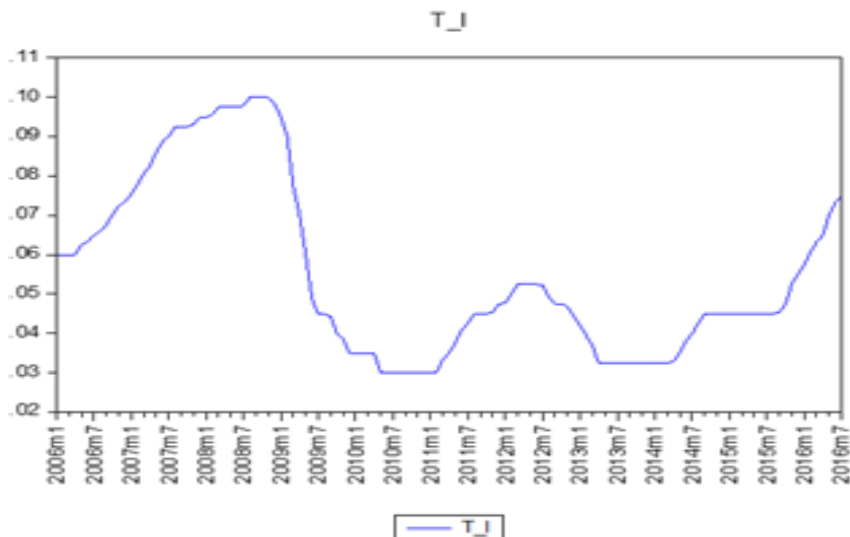


Figura 1. Tasa de interés intervención del Banco de la República de Colombia

Fuente: Elaboración propia.

4.1.2. Indicador de cartera vencida de la cartera Comercial (ICV_CIAL)

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 desaceleró la economía afectando el nivel de calidad de la cartera, debido a la 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, ya que por el 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% y el 2,8% (ver Figura 2).

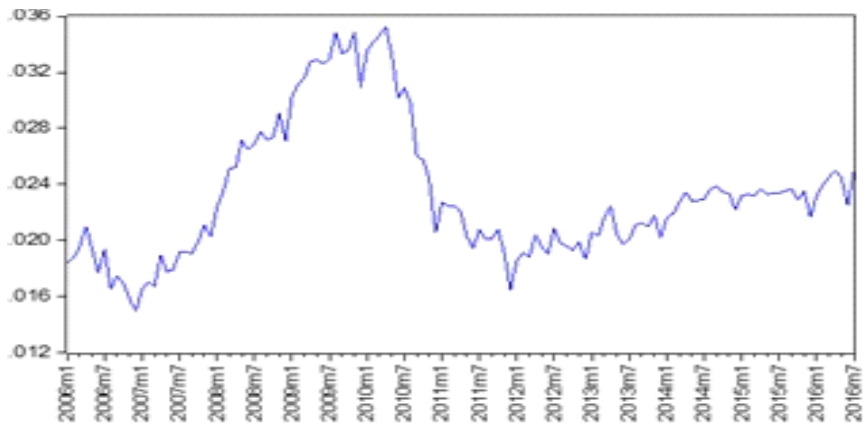


Figura 2. Indicador de cartera vencida comercial
Fuente: Elaboración propia.

4.1.3. Indicador de cartera vencida de la cartera consumo (IVC_CONSU)

La cartera de consumo tuvo su mayor índice de mora en mayo del 2009, donde alcanzó el 8,4% como Indicador de cartera vencida. En este período se dio desaceleración en todos los tipos de cartera, con una recuperación que llegó 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 6 (ver Figura 3).

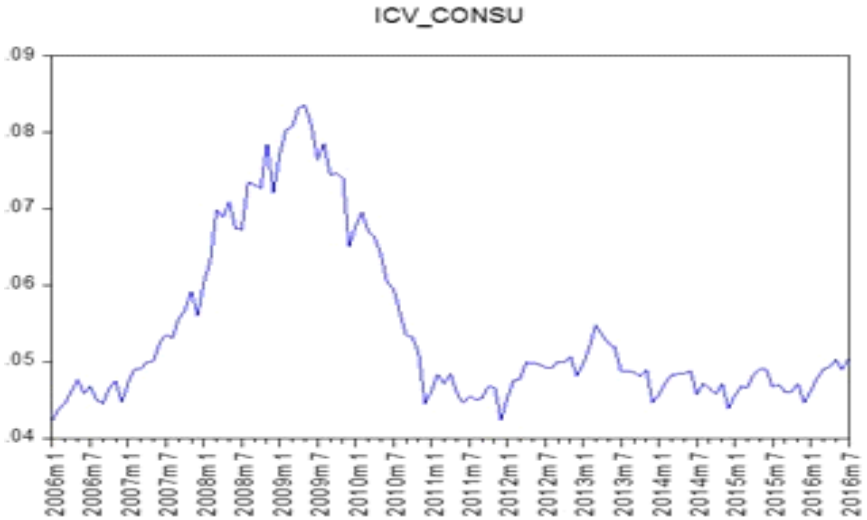


Figura 3. Indicador de cartera vencida de consumo

Fuente: Elaboración propia.

4.1.4. Indicador de cartera vencida de la cartera vivienda (ICV_VIVI)

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 (ver Figura 4).

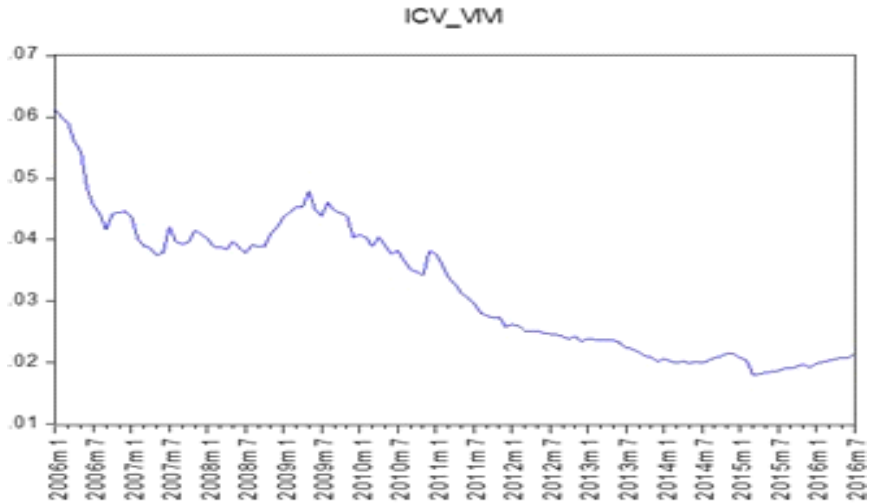


Figura 4. Indicador de cartera vencida vivienda
Fuente: Elaboración propia.

4.1.5. Indicador de cartera vencida de la cartera microcrédito (ICV_MICRO)
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 (ver Figura 5).

4.2. Análisis de Integración (Pruebas Phillips-Perron)

Uno de los requisitos usuales del modelo VEC consiste en que el orden de integración de la variable dependiente debe ser mayor o igual que las variables independientes. Con la finalidad de verificar

este supuesto se empleó la prueba de raíz unitaria de Phillips-Perron (P-P) para estudiar el grado de integración las series transformadas.

Se aplicará el *test* de Phillips-Perron en todas las series utilizadas en el modelo, obteniendo los siguientes resultados.

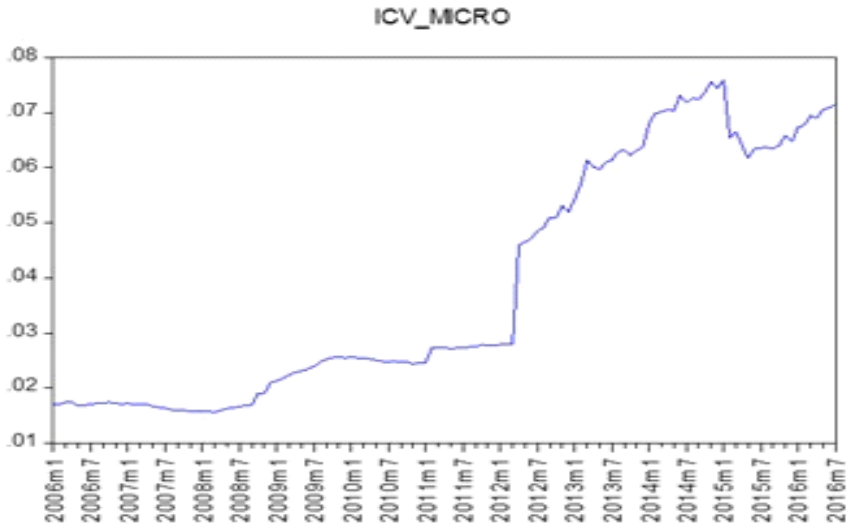


Figura 5. Indicador de cartera vencida microcrédito

Fuente: Elaboración propia.

Cuadro 1. Prueba de Phillips-Perron.

Variable	Estadístico	P-Valor
D_TI	-4,964387	0,0001
D_CIAL	-13,94324	0,0000
D_CONSU	-12,30134	0,0000
D_VIVI	-10,41017	0,0000
D_MICRO	-11,26069	0,0000

Fuente: Elaboración propia.

Todas las variables se presentan en diferencias y dados los *p-valores*, se concluye que todas las variables son de orden de integración 1, $I(1)$ y por tanto se adicionará (D_{-}) en cada variable que indicará que su orden de integración es 1.

4.3. Pruebas de Cointegración

Como se aprecia en el anexo 1 para todas las variables, el *test* de la traza rechazó con un nivel de significatividad del 5% la existencia de cero ecuaciones de cointegración. Por lo tanto, el *test* de la traza indicó que existe una ecuación de cointegración para las variables utilizadas en el presente trabajo. Por su parte, la prueba de máximo valor propio permitió llegar a igual conclusión. De acuerdo con el *test* de Cointegración de Johansen, el rango de cointegración de las variables analizadas es $r=1$ bajo la especificación de intercepto en la ecuación de cointegración.

4.4. Especificación del modelo VEC

Dado que las pruebas de cointegración mostraron que existía una relación de cointegración entre las variables, se procede a la elección del mejor modelo VEC, para las distintas variables en estudio. En este sentido, se toma como criterio de escogencia el criterio de información de Akaike.

Cuadro 2. Criterio de Información de Akaike (AIC)

Modelo \ Rezago	1	2	3
ICV comercial y T.I	-6,460218	-6,518033	-6,469879
ICV consumo y T.I	-7,096536	-7,121806	-7,073529
ICV vivienda y T.I	-7,492502	-7,485715	-7,443559
D_MICRO y D_TI	-6,657676	-6,631025	-6,579238

Fuente: Elaboración propia.

4.5. Modelo VEC para el ICV Comercial

Dadas las pruebas de cointegración (ver Anexo 1) y los resultados del cuadro 2, se estima un modelo VEC para las variables D_CIAL y D_TI , el cual se presenta en el cuadro 3, donde se presenta el modelo VEC ajustado en el programa *Eviews*.

Cuadro 3. Ajuste de Modelo VEC(2) para las variables D_CIAL y D_TI

CointegratingEq:	CointEq1	
$D_CIAL(-1)$	1,000000	
$D_TI(-1)$	0,132296 (0,11360) [1,16461]	
C	-0,001381	
Error Correction:	D(D_CIAL)	D(D_TI)
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.

Donde $\beta' = (1; 0,132296; -0,001381)$, es un vector normalizado cuyos coeficientes son significativos al 0,05. 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.

La figura 6 presenta la relación impulso-respuesta de la tasa de interés de intervención del Banco de la República sobre el indicador de cartera vencida comercial. Se observa cómo el indicador cambia en respuesta a la tasa de interés. La mayoría de las variaciones se encuentran por debajo de cero, es decir, que actúan en dirección contraria al movimiento de 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 el cuadro 3, donde 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 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.

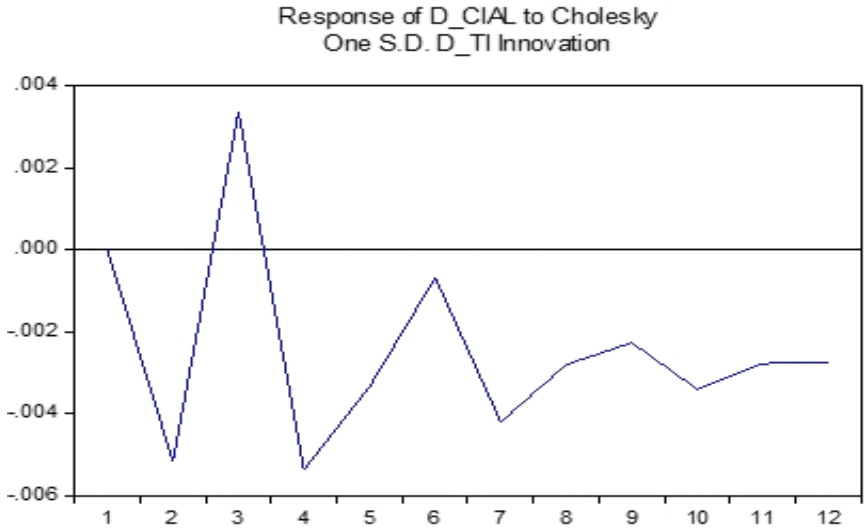


Figura 6. FIR ICV comercial y T.I

Fuente: Elaboración propia.

4.6. Modelo VEC para el ICV Consumo

Dadas las pruebas de cointegración (ver Anexo 1) y los resultados del cuadro 2, se estima un modelo VEC para las variables D_CONSU y D_TI, el cual se presenta en el cuadro 4, donde se identifica el modelo VEC ajustado en el programa *Eviews*.

Donde $\beta' = (1; -0,105859; -0,000593)$, es un vector normalizado cuyos coeficientes son significativos al 0,05. El factor obtenido para el D_TI está relacionado con la teoría económica revisada y estudios adelantados con anterioridad. 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.

Cuadro 4. Ajuste de Modelo VEC(2) para las variables D_CONSU y D_TI

CointegratingEq:	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.

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 figura 7. En el muy corto plazo, el indicador 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 figura 8, en el vector de corrección del error, donde el signo es positivo, indicando la influencia directa del D_TI sobre el D_CONSU.

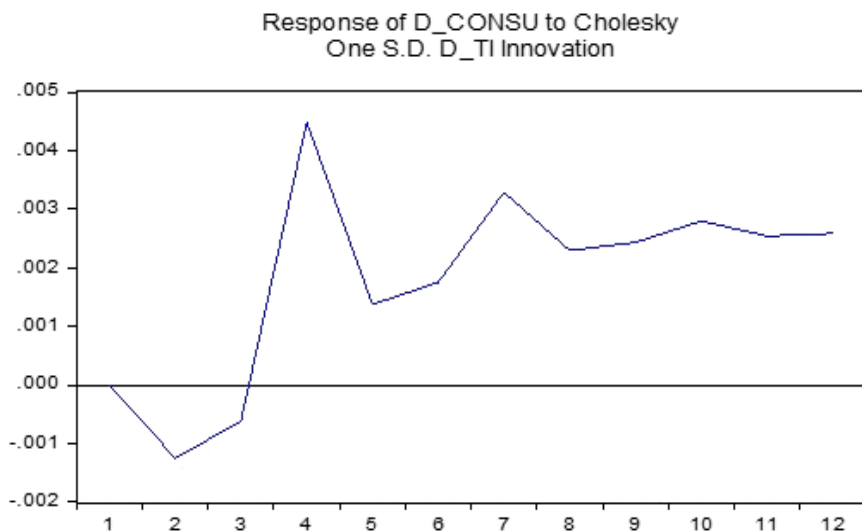


Figura 7. FIR ICV consumo y T.I

Fuente: Elaboración propia.

4.7. Modelo VEC para el ICV Vivienda

Dadas las pruebas de cointegración (ver Anexo 1) y los resultados del cuadro 2, se estima un modelo VEC para las variables D_VIVI y D_TI, el cual se presenta en el cuadro 5, donde se identifica el modelo VEC ajustado en el programa *Eviews*.

Cuadro 5. Ajuste de Modelo VEC(1) para las variables D_VIVI y D_TI

CointegratingEq:	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]
C	0,000335 (0,00319) [0,10515]	0,000290 (0,00333) [0,08711]

Fuente: Elaboración propia.

Donde $\beta' = (1; 0,131855; 0,008317)$, 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 con anterioridad. Las tasas de interés del BR influyen en el largo plazo en la morosidad de la cartera de vivienda; una

variación en D_TI generará un aumento en el largo plazo en la variable ICV_VIVI .

Se observa en la figura 8 el efecto de la tasa de interés de intervención sobre el indicador de cartera vencida de vivienda. El indicador cambia en respuesta a los cambios en la tasa de interés, sin embargo, de acuerdo al cuadro 5, 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.

Response of D_MM to Cholesky
One S.D. D_TI Innovation

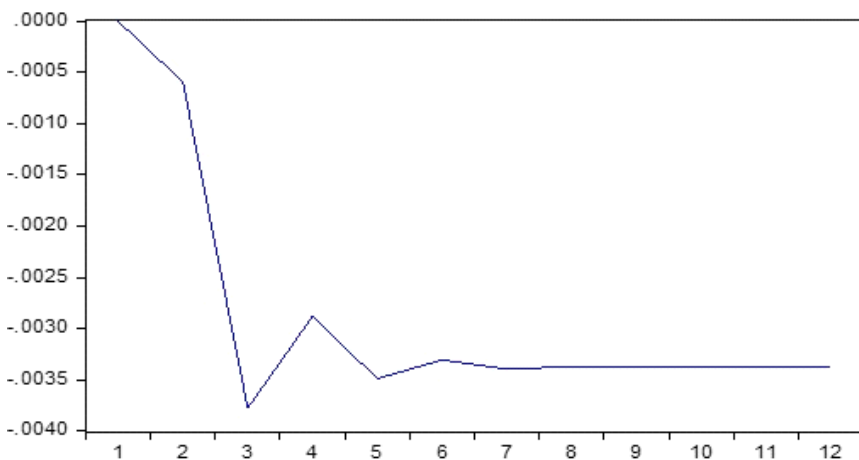


Figura 8. FIR ICV vivienda y T.I

Fuente: Elaboración propia.

4.8. Modelo VEC para el ICV microcrédito

Dadas las pruebas de cointegración (ver Anexo 1) y los resultados del cuadro 2, se estima un modelo VEC para las variables D_MICRO y D_TI , el cual se presenta en el cuadro 6 donde se identifica el modelo VEC ajustado en el programa *Eviews*.

Cuadro 6. Ajuste de Modelo VEC(1) para las variables D_MICRO y D_TI

CointegratingEq:	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.

Donde $\beta' = (1; 0,056789; -0,011578)$, es un vector normalizado cuyos coeficientes son significativos al 0,05. 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.

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

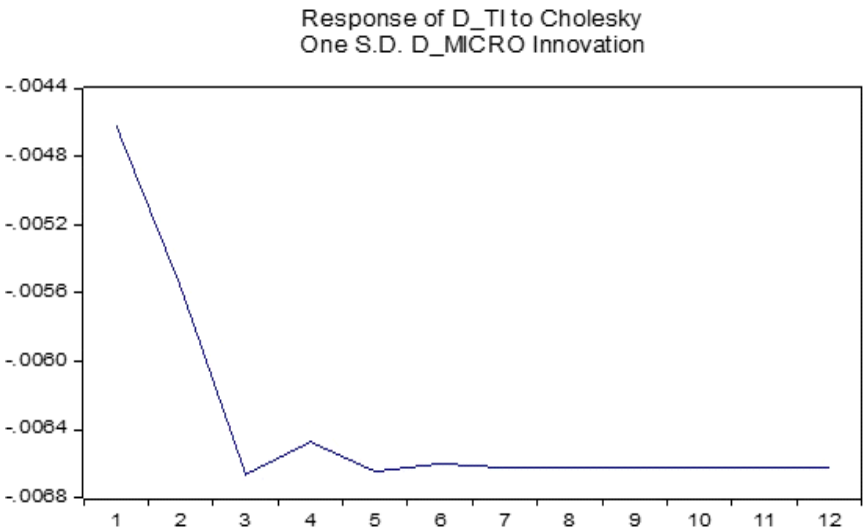


Figura 9. FIR ICV microcrédito y T.I

Fuente: Elaboración propia.

4.9. Diagnóstico de los residuales

4.9.1. Test de Normalidad

Los modelos ajustados arrojaron que no cumplen con el supuesto de normalidad en la distribución de los residuos, pero son mucho más importantes las pruebas de autocorrelación teniendo en

cuenta que el propósito de los modelos no está asociado a la realización de pronósticos sino al establecimiento de relaciones entre las variables (Fernández-Corugedo, Price y Blake, 2003).

4.9.2. *Test de Autocorrelación de los residuales*

Se evidencia que los residuos cumplen la hipótesis de independencia serial según la prueba de Portmanteau, dado que la probabilidad de los rezagos evaluados en todos los modelos, tal como se muestra en el anexo 2, es superior al valor de α (0,05 o 5%), es decir, que se puede inferir que los residuos no están autocorrelacionados.

5. 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, en especial 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 (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.

6. Referencias

- Arias, Eilyn, y Torres, Carlos (2004). *Modelos VAR y VECM para el pronóstico de corto plazo de las importaciones de Costa Rica*. Costa Rica: Banco Central de Costa Rica, 32 pp.
- Alonso, Julio (2011). *Tutorial para Pruebas de Cointegración de Engle y Granger en EasyReg*. Cali: Universidad ICESI, 14 pp.
- Arias, Eilyn y Torres, Carlos (2004). *Modelos VAR y VECM para el Pronóstico de Corto Plazo de las Importaciones de Costa Rica*. Consultado el: 15/05/2016. Disponible (on line): <http://www.banrep.gov.co/es/politica-monetaria>
- Badar, Munib y Javid, Attiya (2013). "Impact of Macroeconomic Forces on Nonperforming Loans: An Empirical Study of Commercial Banks in Pakistan." *Transactions on Business and Economics*, 10, pp. 40-48.
- Banco de la República. (2016). *¿Qué es política monetaria?*. Consultado: 08/04/2016. Disponible (on line): <http://www.banrep.gov.co/es/contenidos/page/qu-pol-tica-monetaria>.

- Clavijo, Felipe (2016). *Determinantes de la morosidad de la cartera de microcrédito en Colombia*. Bogotá: Banco de la República de Colombia, 46 pp.
- Engle, Robert y Granger, Clive(1987). "Co-Integration and error correction: representation, estimation, and testing." *Econometrica*, 55, 2, pp. 251 - 76.
- Fernández-Corugedo, Emilio; Price, Simon y Blake, Andrew (2003). *The dynamics of consumers' expenditure: the UK consumption ECM redux*. London: Bank of England. 38pp. DOI: 10.2139/ssrn.597421
- Delgado, Javier y Saurina, Jesús (2004). "Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas." *Moneda y Crédito*, 219, pp. 11–41.
- Giraldo, Wilson (2010). *Determinantes de la Morosidad de la Cartera en el Sistema Financiero Colombiano. Tesis de maestría*. Santiago de Cali: Universidad ICESI, 2010, 63 pp.
- Gutiérrez, Javier y Vásquez, Diego (2008). *Un Análisis de Cointegración para el Riesgo de Crédito*. Bogotá: Banco de la República de Colombia, 19 pp.
- Hoggarth, Glenn; Sorensen, Steffen y Zicchino, Lea (2005). *Stress Test of UK Banking: A VAR Approach*. London: Bank of England, 43 pp. DOI: 10.2139/ssrn.872693
- Huertas, Carlos; Jalil, Munir; Olarte, Sergio y Romero, José (2005). *Algunas Consideraciones sobre el Canal del Crédito y la Transmisión de Tasas de Interés en Colombia*. Bogotá: Banco de la República de Colombia, 38 pp.
- Jiménez, Marcela; Baena, Leidy; Velásquez, Hermilsony Hurtado, Álvaro (2014). *Determinantes del índice de cartera vencida hipotecaria en Colombia: 2006-2014*. Consultado: 05/06/2017. Disponible (on line): https://repository.eafit.edu.co/bitstream/handle/10784/7747/LeidyJohana_BaenaCardona_Marcela_JimenezMejia_2015.pdf?sequence=2

Jordan, Alwyn y Tucker, Carisma, (2013). "Evaluación del efecto de la cartera vencida en el crecimiento económico en las Bahamas."

Monetaria, XXXV, 2, pp. 403-436.

Lütkepohl, Helmut (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Germani: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 764 pp. DOI: 10.1007/3-540-27752-8

Superintendencia Financiera de Colombia (2003). "Circular básica contable y financiera." *Superintendencia*, 4, pp. 01-172.

7. Anexos

7.1 Anexo 1. Pruebas de cointegración

Cuadro 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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(s) at the 0,05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0,05 level

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

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(s) at the 0,05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0,05 level

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

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(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 CriticalValue	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 cointegratingeqn(s) at the 0,05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0,05 level

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

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 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
At most 1 *	0,058873	7,341911	3,841466	0,0067

Trace test indicates 2 cointegratingeqn(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 cointegratingeqn(s) at the 0,05 level

* denotes rejection of the hypothesis at the 0,05 level

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

Fuente: salida en Eviews.

7.2 Anexo 2. Test de correlación de los modelos**Cuadro 11.** Test de Correlación de Portmanteau modelo VEC para 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

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 12. Test de Correlación de Portmanteau modelo VEC para 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

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 13. Test de Correlación de Portmanteau VEC ICV vivienda y T.I

Lags	Q-Stat	Prob.*	Adj Q-Stat	Prob.*	df
1	0.020211	---	0.020253	---	---
2	3.681015	0.7198	3.696122	0.7177	6
3	8.319613	0.5976	8.363412	0.5934	10
4	23.27009	0.0560	23.43745	0.0535	14
5	25.38857	0.1146	25.57786	0.1098	18
6	33.69814	0.0527	33.99087	0.0492	22
7	38.25250	0.0574	38.61151	0.0531	26
8	39.58687	0.1131	39.96811	0.1055	30
9	43.96570	0.1177	44.42922	0.1087	34
10	44.95178	0.2036	45.43593	0.1899	38
11	52.25982	0.1333	52.91250	0.1206	42

Fuente: salida en Eviews.

Cuadro 14. Test de Correlación de Portmanteau modelo VEC para 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

Fuente: salida en Eviews.