

Propuesta de un Modelo de Corrección de Error Vectorial (VEC) para establecer la relación del Índice de confianza del consumidor (ICC) entre los Indicadores de Cartera Vencida total de Consumo de las entidades financieras del grupo Aval y el índice de desempleo

Presentado por:

Julio Andres Gonzalez Torres

Fundación Universitaria Los Libertadores
Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas
Especialización en Estadística Aplicada
Bogotá D.C., Colombia
2019

Propuesta un Modelo de Corrección de Error Vectorial (VEC) para establecer la relación del Índice de confianza del consumidor (ICC) entre los Indicadores de Cartera Vencida total de Consumo de las entidades financieras del grupo Aval y el índice de desempleo

Presentado por:

Julio Andres Gonzalez Torres

en cumplimiento parcial de los requerimientos para optar al título
de

Especialista en Estadística Aplicada

Dirigida por
Heivar Yesid Rodríguez Pinzón
Asesor

Fundación Universitaria Los Libertadores
Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas
Especialización en Estadística Aplicada
Bogotá D.C., Colombia
2019

Aceptación

Firma del presidente del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

Bogotá D.C., junio de 2019.

Contenido

Resumen.....	1
Introducción	2
CAPITULO 1	3
Planteamiento del Problema.....	3
Objetivo General	6
Objetivos Específicos	6
CAPITULO II	7
Marco Conceptual.	7
¿Qué es el índice de confianza del consumidor?.....	8
Como se construye el Índice de confianza del consumidor	8
¿Qué es el Índice de cartera vencida de consumo?	9
Construcción del Índice de cartera vencida de consumo	10
¿Qué es desempleo?.....	11
Desempleo.....	11
Modelos VAR/VEC.....	12
Función Impulso- Respuesta (FIR).....	13
CAPITULO III	14
MARCO METODOLÓGICO	14
ANÁLISIS DESCRIPTIVO E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS	15

Representación Gráfica de las variables originales	15
Aplicación de test de cointegración.....	28
Elección del mejor modelo.....	30
Modelo ICC, Desempleo, ICVPopular	31
Modelo ICC, Desempleo, ICVBogota.....	33
Modelo ICC, Desempleo, ICVOccidente.....	36
Modelo ICC, Desempleo, ICVAvVillas	38
Elaboración de la función de Impulso y Respuesta.....	40
Aplicación Test de normalidad multivariada	45
Aplicación Test Auto correlación.....	49
Análisis de correlación.....	51
Aplicación Test de Raíces de Polinomio	52
CAPITULO IV.....	54
CONCLUSIONES.....	54
Referencias.....	55

Lista de Tablas

Tabla1 Índice de Confianza del consumidor.....	8
Tabla2 Test Dickey Fuller para el Índice de confianza del consumidor	23
Tabla3 Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco Popular.	23
Tabla4 Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco de Bogotá	26
Tabla5 Test Dickey Fuller para el desempleo	26
Tabla6 Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco de Occidente.	27
Tabla7 Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco Av Villas	27
Tabla8 Test de cointegración para el ICC, ICV Banco Popular y Desempleo	28
Tabla9 Test de cointegración para el ICC, ICV Banco de Bogotá y Desempleo.....	28
Tabla10 Test de cointegración para el ICC, ICV Banco de Occidente y Desempleo	29
Tabla11 Test de cointegración para el ICC, ICV Banco AvVillas y Desempleo	30
Tabla12 Modelos VEC ejecutados	31
Tabla13 Modelo ICC, Desempleo, ICVPopular	31
Tabla14 Modelo ICC, Desempleo, ICVBogota	33
Tabla15 Modelo ICC, Desempleo, ICVOccidente.....	36
Tabla16 Modelo ICC, Desempleo, ICVAvVillas	38
Tabla17 Test de Normalidad ICC, DD y ICVTPopular	45
Tabla18 Test de Normalidad ICC, DD y ICVTBogota	46
Tabla19 Test de Normalidad ICC, DD y ICVTOccidente.....	47
Tabla20 Test de Normalidad ICC, DD y ICVTAvVillas	47
Tabla21 Test de Independencia ICC, DD y ICVTPopular	49

Tabla22 Test de Independencia ICC, DD y ICVTBogota	49
Tabla23 Test de Independencia ICC, DD y ICVTOccidente.....	49
Tabla24 Test de Independencia ICC, DD y ICVTAvVillas	50

Lista de Gráficos

Grafica 1 Indicador de desempleo a nivel nacional	5
Grafica 2 PIB vs ICC.....	7
Grafica 3 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Popular	15
Grafica 4 Índice de confianza del consumidor vs Desempleo	16
Grafica 5 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Occidente	17
Grafica 6 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Bogotá	18
Grafica 7 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco AvVillas	19
Grafica 8 Serie Original ICC.....	20
Grafica 9 Serie Diferenciada ICC	20
Grafica 10 Serie Original Desempleo.....	20
Grafica 11 Serie Sin Componente Estacional Desempleo	20
Grafica 12 Serie Diferenciada Desempleo.....	20
Grafica 13 Serie Original ICVTC Popular.....	21
Grafica 14 Serie Diferenciada ICVTC Popular	21
Grafica 15 Serie Original ICVTC Bogotá	21
Grafica 16 Serie Diferenciada ICVTC Bogotá	21
Grafica 17 Serie Original ICVTC Occidente.....	21
Grafica 18 Serie Original ICVTC Av Villas.....	21

Grafica 19 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTPopular	41
Grafica 20 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTBogota.....	42
Grafica 21 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTOccidente	43
Grafica 22 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTAvVillas	44
Grafica 23 Test de Correlación ICC, DD y ICVTPopular	51
Grafica 24 Test de Correlación ICC, DD y ICVTBogota.....	51
Grafica 25 Test de Correlación ICC, DD y ICVTOccidente	51
Grafica 26 Test de Correlación ICC, DD y ICVTAvVillas	51
Grafica 27 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTPopular	52
Grafica 28 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTBogota.....	52
Grafica 29 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTOccidente	52
Grafica 30 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTAvVillas	52

Resumen

En el presente trabajo se mostrará un modelo VEC que ayudara a determinar estadísticamente qué relación tiene el Índice de confianza del consumidor (ICC), sobre los indicadores de cartera vencida de consumo de las entidades financieras del Grupo Aval (Banco Popular, Banco de Bogotá, Banco de Occidente y Banco Av Villas), incluyendo en la función de Impulso-Respuesta la variable macroeconómica del desempleo, el modelo se construyó con información de los últimos 10 años de cada una de las variables Enero de 2009 hasta Enero de 2019.

Con los resultados obtenidos gerencialmente las entidades financieras podrán determinar si dentro de sus modelos de riesgo puedan tener como referencia estas variables, lo anterior para que, al momento de la originacion de créditos de consumo, se pueda mantener adecuadamente el riesgo de crédito y como resultado final se mantenga el indicador de cartera vencida controlado.

Palabras clave: Modelo VEC, indicador de cartera vencida, IPC, Desempleo, originacion de créditos.

Introducción

El presente documento tiene la intención de mostrar un modelo VEC que determinará estadísticamente si existe una relación entre el Índice de confianza del consumidor (ICC), sobre los indicadores de cartera vencida de consumo de las entidades financieras del Grupo Aval y el de desempleo.

El trabajo se desarrollará de la siguiente manera: en el capítulo I se describe la problemática planteada frente a las variables objeto en cuanto a la relación ICC, ICVTC y desempleo, lo anterior con el fin de entender como las variables económicas pueden tener influencias significativas a cambios inclusivamente pequeños, sobre crecimientos o decrecimiento de indicadores financieros. Así mismo como se relacionan estas variables si incluimos una variable adicional como lo es el desempleo, la cual presenta un peso importante dentro de la economía nacional.

En el capítulo II se abordarán los datos conceptuales sobre cada una de las variables que tiene objeto este documento con sus respectivas definiciones, así mismo se presentará el concepto general del modelo por el cual se desarrollaran los supuestos planteados.

En el capítulo III se describe la metodología utilizada para realizar una análisis descriptivo e interpretación de resultados obtenidos para cada uno de los modelos ejecutados con sus respectivos test que permitirán evaluar la estabilidad del modelo de acuerdo a la evaluación de pruebas de raíz unitaria, cointegración por medio de la prueba de Johansen, normalidad de los datos, autocorrelación de las variables y el test de las raíces del Polinomio.

Por último, en el capítulo IV se mostrarán las conclusiones obtenidas del presente trabajo que se dan a raíz de la elección del mejor modelo y de los resultados obtenidos en cada una de las pruebas ejecutas sobre la relación que pueda existir sobre ICC, ICVTC y el desempleo.

CAPITULO 1

Planteamiento del Problema

¿Qué tan importante es la medición de confianza del consumidor dentro de la economía colombiana? La respuesta a esta pregunta cada día es más importante de lo que se cree, este tipo de mediciones se vienen desarrollando desde finales de los años cuarenta en los Estados Unidos (Fedesarrollo, 2015).

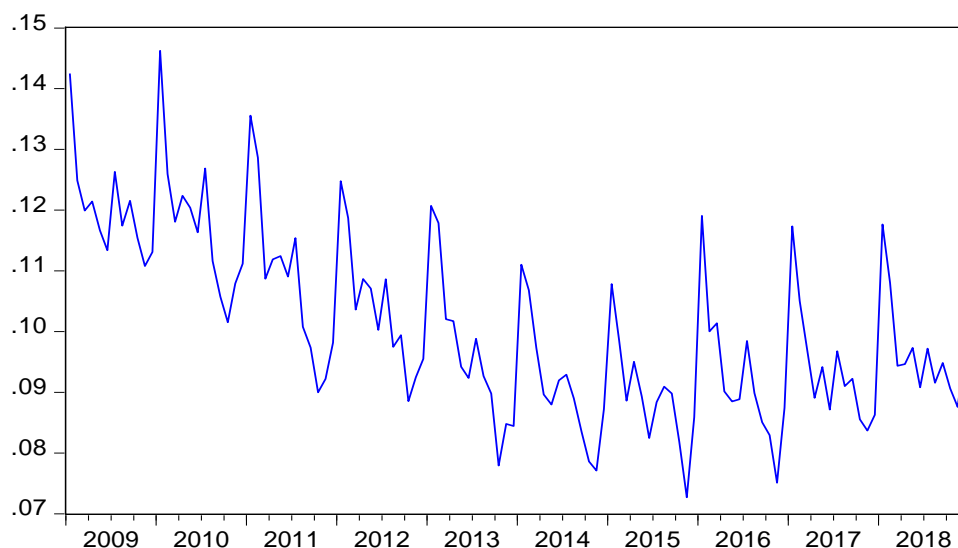
En Colombia existe el Centro de Investigación Económica y Social Fedesarrollo una entidad sin ánimo de lucro creada en 1970, la cual se dedica a la investigación de temas de política económica y social, que a partir de noviembre de 2001 adelanta la encuesta de opinión del consumidor (Fedesarrollo, 2015), en donde nace el índice de Confianza del Consumidor (ICC) “como una opción para poder anticipar el comportamiento del consumo final de los hogares” (Fedesarrollo, 2015), conocimiento que ha servido de apoyo para toma de decisiones dentro de la economía nacional por lo cual esta ha tomado gran importancia sobre la dinámica que tiene la economía Colombiana (Fedesarrollo, 2015)

En consecuencia, al conocimiento previo del ICC esté puede tener un efecto positivo o negativo en las expectativas económicas de las familias que expresamente pueden afectar directamente al sistema financiero Colombiano en las mismas proporciones, positivamente en la ampliación de ofertas en la colocación de créditos de consumo compuesto por los productos de (Libranzas, Tarjetas de Crédito, Créditos Rotativos Vehículo y Libre Inversión) o negativamente en el incumplimiento de las obligaciones financieras, razón por la cual se debe resguardar la estabilidad del sistema financiero monitoreando el riesgo de crédito que se define como "la posibilidad de que una entidad incurra en pérdidas y se disminuya el valor de sus activos, como

consecuencia de que un deudor o contraparte incumpla sus obligaciones”, (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019).

De acuerdo con lo anterior, los establecimientos de crédito deben mantener sus indicadores de cartera vencida en los niveles adecuados que permiten minimizar las pérdidas por incumplimiento en los pagos de las obligaciones.

Actualmente la Cartera vencida total de los establecimientos de crédito a (Mar- 2019) corresponde a \$ 22,398,342.94 millones, marcando un 4.83% del total de la cartera Bruta; indicador que sigue una tendencia descendente respectivamente a su histórico de años anteriores, en donde la economía venía con una marcada desaceleración por diversos impactos entre ellos el desempleo, que durante estos últimos años y según las cifras reportadas por el DANE se ha evidenciado un crecimiento en las tasa de desempleo a un ritmo constante en el último año 2019, debido a factores internos como la falta de absorción de la población económicamente activa, trabajo informal, aumento del SLM por encima de la inflación (Clavijo, Vera , & Londoño, 2019) y factores externos como la migración de venezolanos a nuestro país o el retorno de nacionales que se encontraban en Venezuela.

*Grafica Indicador de desempleo a nivel nacional***Desempleo en Colombia**

Fuente: Autor con cifras del DANE. Software Eviews.

En Colombia el fenómeno del desempleo es una constante que ha perdurado en la economía pese a los esfuerzos que han realizado las diferentes administraciones gubernamentales para mejorar este indicador, no obstante, lo anterior, si el nivel del desempleo continua en crecimiento, se puede intuir que este factor afecta directamente el índice de confianza del consumidor y el indicador de cartera vencida, en dos frentes disminución de la cartera bruta y el deterioro del no pago en las obligaciones de consumo a las entidades financieras, por lo tanto es preciso proponer un modelo estadístico que permita revisar la relación que existe entre las variables ICC, ICVT y el desempleo.

Objetivo General

Evaluar estadísticamente la existencia de una relación entre el Índice de confianza del consumidor (ICC), y los indicadores de cartera vencida total de consumo de las entidades financieras del grupo Aval y el desempleo

Objetivos Específicos

Identificar el modelo VEC que mejor se ajusta a la relación de las variables ICC, ICVTC y el desempleo.

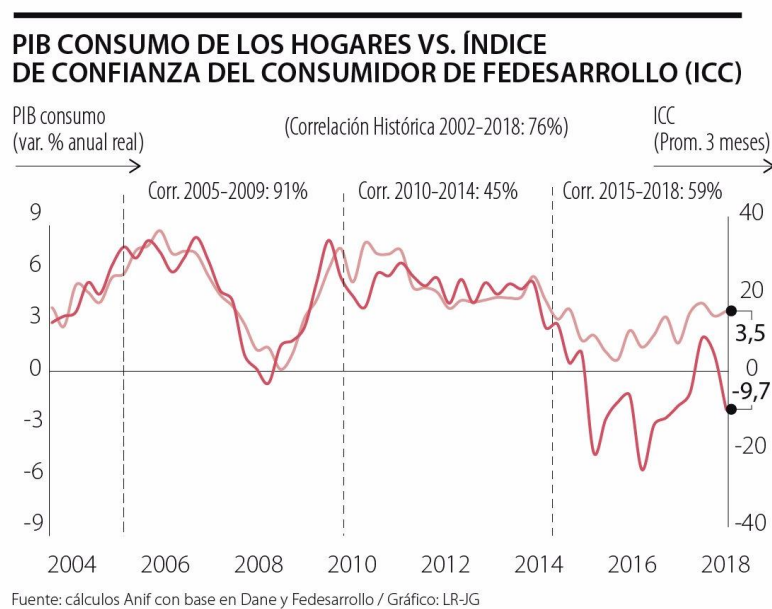
Determinar por medio la función impulso – respuesta el efecto que tiene el choque de ICVT de cada una de las entidades financieras del grupo Aval y el desempleo sobre el ICC.

CAPITULO II

Marco Conceptual.

Según la Asociación Nacional de Instituciones Financieras ANIF ve como inestable la recuperación económica del periodo 2019 – 2020, en cuanto a los indicadores líderes entre ellos el índice de confianza de los consumidores que durante el año ha tenido retrocesos importantes, retroceso que no solamente se afectaron por temas de la reforma tributaria en la afectación del IVA a la canasta familiar, si no por temas Socio - políticos influenciados por las discrepancias a la ley estatutaria de la Jurisdicción Especial para la Paz (JEP), bloqueo de indígenas en el Cauca, paros estudiantiles, profesores e inclusive paros de empresas privadas (Avianca), situaciones que no se tienen en cuenta en el ICC, por lo anterior esto ha tenido un impacto en la correlación que lleva esta variable con el consumo de los hogares como se muestra a continuación: (Clavijo, Vera , & Londoño, 2019):

Grafica 2 PIB vs ICC



¿Qué es el índice de confianza del consumidor?

Es un índice de opinión que permite monitorear por medio de encuestas la situación actual y futura de la economía. (Fedesarrollo, 2015).

Como se construye el Índice de confianza del consumidor

El Índice de Confianza del Consumidor (ICC) se construye básicamente de cinco preguntas cualitativas de veintidós que tiene la encuesta que diseño Fedesarrollo para la construcción del índice, tres hacen alusión a las expectativas de los hogares en una ventana de 12 meses (Índice de Expectativas del Consumidor - IEC) y dos hacen referencia a la percepción frente a la situación económica actual (Índice de Condiciones Económicas - ICE).

La encuesta se realiza vía telefónica a hombres y mujeres mayores de 18 años, en donde se contemplan todos los estratos económico-existentes en las ciudades de Bogotá, Medellín, Cali, Barranquilla, la encuesta tiene la premisa de que cualquier gasto pequeño puede tener un impacto importante a nivel macroeconómico. (Fedesarrollo, 2015).

Una vez obtenidos los resultados de las encuestas se calcula el balance¹ de cada pregunta, como se muestra a continuación:

Tabla1 Índice de Confianza del consumidor

ÍNDICE DE CONFIANZA DEL CONSUMIDOR			
Índice de Condiciones Económicas (ICE)			
¿Cree usted que a su hogar le está yendo económicamente mejor o peor que hace un año?	(A) Balance =% mejor - % peor Rango: [-100,100]	ICE= $\frac{\text{Balance (A)} + \text{Balance (B)}}{2}$	Rango: [-100,100]
¿Cree usted que este es un buen momento para comprar cosas grandes como muebles y electrodomésticos?	(B) Balance =% bueno - % malo Rango: [-100,100]		

¹ Los balances – También llamados saldos netos – se utilizan para resumir las respuestas a preguntas de opción múltiple en las encuestas de opinión. Respuestas que no reportan ningún cambio (como “normal” o “igual”) se ignoran, pues el balance se obtiene calculando la diferencia entre los porcentajes de encuestados que dan respuestas favorables y los que dan respuestas desfavorables. (Fedesarrollo, 2015)

Índice de Expectativas del consumidor (IEC)			
¿Piensa usted que dentro de un año a su hogar le estará yendo económicamente mejor, peor o lo mismo que ahora?	(C)Balance =% mejor - % peor Rango: [-100,100]		
¿Piensa usted que dentro de los próximos doce meses vamos a tener buenos o malos tiempos económicamente?	(D)Balance =% buenos - % malos Rango: [-100,100]	ICE= $\frac{\text{Balance (C)} + \text{Balance (D)} + \text{Balance (E)}}{3}$	Rango: [-100,100]
¿Cree usted que las condiciones económicas del país estarán mejores o peores dentro de un año que hoy?	(E)Balance =% mejor - % peor Rango: [-100,100]		
ÍNDICE DE CONFIANZA DEL CONSUMIDOR (ICC)			
			Rango: [-100,100] Periodicidad Mensual desde noviembre de 2001
		ICC= $\frac{\text{Balance (A)} + \text{Balance (B)} + \text{Balance (C)} + \text{Balance (D)} + \text{Balance (E)}}{5}$	

Fuente Dirección de Análisis Macroeconómico y Sectorial – Fedesarrollo (Fedesarrollo, 2015)

¿Qué es el Índice de cartera vencida de consumo?

La superintendencia financiera dentro de la circular externa 010 de 2008 clasifica la cartera en cuatro modalidades.

Comercial: “se definen como créditos comerciales los otorgados a personas naturales o jurídicas para el desarrollo de actividades económicas organizadas, distintos a los otorgados bajo la modalidad de microcrédito” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019)

Consumo:

Se entiende por créditos de consumo, independientemente de su monto, los otorgados a personas naturales para financiar la adquisición de bienes de consumo o el pago de servicios para fines no comerciales o empresariales, distintos a los otorgados bajo la modalidad de microcrédito. (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019)

Vivienda: “Son créditos de vivienda, independientemente del monto, aquéllos otorgados a personas naturales destinados a la adquisición de vivienda nueva o usada, o a la construcción de vivienda individual” (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019)

Microcrédito:

Microcrédito es el constituido por las operaciones activas de crédito a las cuales se refiere el artículo 39 de la Ley 590 de 2000, o las normas que la modifiquen, sustituyan o adicionen, así como las realizadas con microempresas en las cuales la principal fuente de pago de la obligación provenga de los ingresos derivados de su actividad. (Superintendencia Financiera de Colombia, 2019)

Por lo anterior el índice de cartera consumo es una relación entre la cartera bruta de personas naturales, sobre la cartera vencida mayor a 30 días.

Construcción del Índice de cartera vencida de consumo

La superintendencia financiera mensualmente calcula el índice de cartera vencida de las diferentes modalidades de crédito (Comercial, Consumo, Vivienda y Microcrédito) de todas entidades del sistema que incluye (establecimientos bancarios, compañías de financiamiento, organismos cooperativos, instituciones oficiales especiales y cooperativas carácter financiero), la metodología de cálculo para el ICV de consumo se realiza de la siguiente forma:

$$ICV = \frac{\text{Cartera y leasing vencidos}}{\text{Cartera y leasing brutos}} * 100$$

¿Qué es desempleo?

Según la Organización Internacional del Trabajo (OIT) el desempleo se define, como personas que con cierta edad y durante un periodo se hallen sin empleo, que se encuentren disponibles para trabajar y que estén en busca de trabajo. (OIT, 2019)

Desempleo

El indicador del desempleo nace de la gran encuesta integrada de hogares – GEIH que realiza el DANE a nivel nacional “que permite la desagregación de resultados para el total nacional, total cabeceras, total centros poblados y rural disperso, cada una de las 23 ciudades capitales y áreas metropolitanas, y San Andrés”. (Dane, Dane, 2019).

Este indicador es un referente muy importante frente a la situación económica del país “entendiendo la tasa de desempleo como un indicador del grado de utilización de los recursos humanos de la economía” (Dane, 2016) y este se calcula así:

$$TD = DS / PEA * 100$$

En donde:

TD = Tasa de Desempleo.

DS = Personas que están buscando trabajo.

PEA2 = Población económicamente activa que se divide en:

Ocupado (O) que corresponde a la persona que durante el período de referencia: trabajó por lo menos una hora remunerada en la semana de referencia;

² También se llama fuerza laboral y son las personas en edad de trabajar, que trabajan o están buscando empleo (Dane, Dane, 2019)

no trabajó la semana de referencia, pero tenía un trabajo, y que sea trabajador familiar sin remuneración y trabajó en la semana de referencia por lo menos 1 hora. Desocupado (D) que corresponde a la persona que en la semana de referencia se encontraba en una de las siguientes situaciones: Desempleo abierto (DA): - Sin empleo en la semana de referencia. - Hicieron diligencias en el último mes. - Disponibilidad.

Desempleo oculto (DO): - Sin empleo en la semana de referencia. - No hicieron diligencias en el último mes, pero sí en los últimos 12 meses y tienen una razón válida de desaliento. - Disponibilidad. (Dane, Dane, 2019)

Modelos VAR/VEC

Una manera de establecer la relación entre variable es por medio de los Modelos Autorregresivos Vectoriales (VAR), lo cuales desde los años ochenta se han venido utilizan en las series de tiempo multivariado, para el estudio de indicadores macroeconómicos, para crear pronósticos en un corto plazo (Torres, 2004) , en dónde.

Un vector autorregresivo (VAR) es un conjunto de k regresiones de series temporales, en las que los regresores son los valores retardados de las k series. Un VAR extiende el modelo autorregresivo univariante a una lista, o «vector», de variables de series temporales. Cuando el número de retardos en cada una de las ecuaciones es el mismo y es igual a p , el sistema de ecuaciones se denomina VAR(p). (Gujarati & Porter, 2010).

En cuento los modelos de Corrección de error Vectorial (VEC) que también se utilizan en las series de tiempo multivariadas no estacionarias, los cuales no tienen media ni varianza constante e incluyen variables cointegradas, estos permiten validar si existe relaciones directas en

el largo plazo para ver la conducta de las variables de estudio, el VEC consta de la siguiente ecuación

En cuanto a la cointegración,

Implica que las series manejadas sean de orden $I(1)$, es decir, que sean estacionarias en su primera diferencia y que exista una combinación lineal entre las variables de orden $I(0)$ que sea estacionaria.

En términos matemáticos, para dos variables el planteamiento vendría dado por

$$Y_t = \beta_0 + \beta X_t + u_t$$

Donde

$$u_t = Y_t - \beta_0 - \beta X_t \text{ debe ser } I(0)$$

De acuerdo con lo anterior en este trabajo se plantea este modelo, dado que puede coexistir múltiple dependencia y no una sola. (Carreño Sarmiento, Ariza Garzón, & Ariza Estrada, 2019)

Función Impulso- Respuesta (FIR)

La función FIR permite evaluar la respuesta de la variable importante del modelo que nuestro caso corresponde el ICC, ante choque generados por otras variables ICVT y desempleo a una desviación estándar, la FIR permite medir durante muchos ciclos el impacto de los choques en el futuro. (Gujarati & Porter, 2010).

CAPITULO III

MARCO METODOLÓGICO

La metodología que se utilizó en el presente trabajo se apoyó en bases de datos públicas de entidades de alta calidad en la generación de los indicadores ICC (Fedesarrollo), ICV (Superintendencia financiera) y desempleo (DANE), durante los últimos diez años (2009 – 2019), así mismo se utilizó el software Eviews, para realizar el análisis estadístico de cada entidad Bancaria del Grupo Aval, que incluye:

Representación Gráfica de las variables originales.

Aplicación de test de cointegración

Elección del mejor modelo

Elaboración de la función de Impulso y Respuesta

Aplicación Test de normalidad multivariada

Aplicación Test de Independencia - Auto correlación

Análisis del Correlación

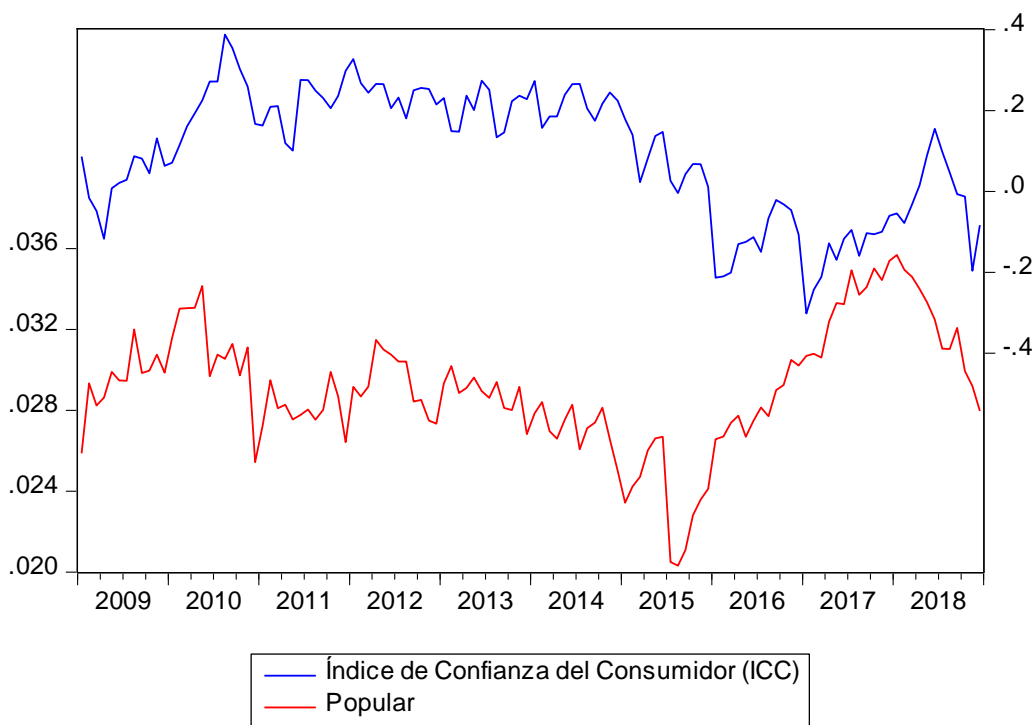
Aplicación Test de Raíces de Polinomio (Inversa de las raíces de los polinomios)

ANÁLISIS DESCRIPTIVO E INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS

Representación Gráfica de las variables originales

Las series de tiempo que se emplearon para las construcciones de los gráficos corresponden a datos mensuales de cada una de las entidades que se han nombrado a lo largo del trabajo, para cada uno de los indicadores Índice de confianza del consumidor (ICC), Índice de cartera Vencida Total de consumo (ICVTC) y Desempleo, cada una de ellas contiene 120 datos, desde enero de 2009 hasta diciembre de 2019.

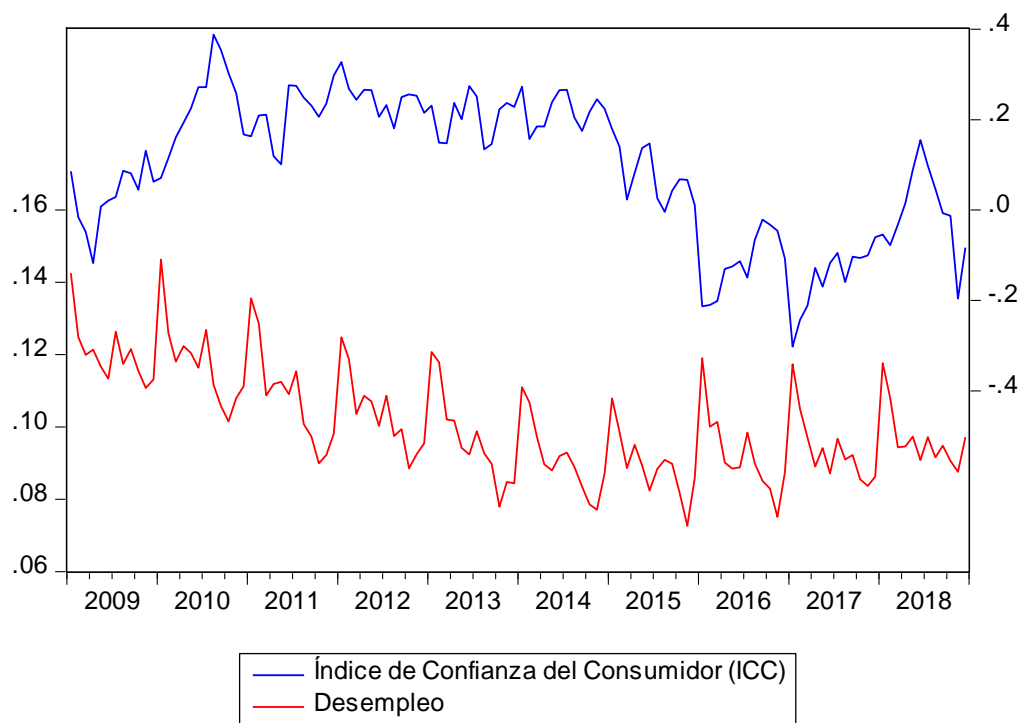
Grafica 3 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Popular



Fuente: Propia con cifras Fedesarrollo y Superintendencia financiera. Software Eviews.

En el grafico anterior, se muestra las variables originales de las series de tiempo del índice de confianza del consumidor y el índice de cartera del Banco Popular, como se puede observar las variables tienen una tendencia inversa, aumenta la cartera vencida y disminuye el ICC, lo cual era de esperarse, no obstante, en 2016 la tendencia cambia y los comportamientos de las series no muestran la relación esperada aumento al confianza y pero también aumenta la cartera, posiblemente afectado por los problemas coyunturales que atravesó el país, efectos climáticos un paro camionero entre junio y julio de 2016 entre otros factores que afectaron seriamente varios indicadores macroeconómicos, sin embargo en 2017 las series se comienzan a corregir y regresan a los comportamientos esperados, así mismo se observa que las series no tienen un comportamiento estacionario.

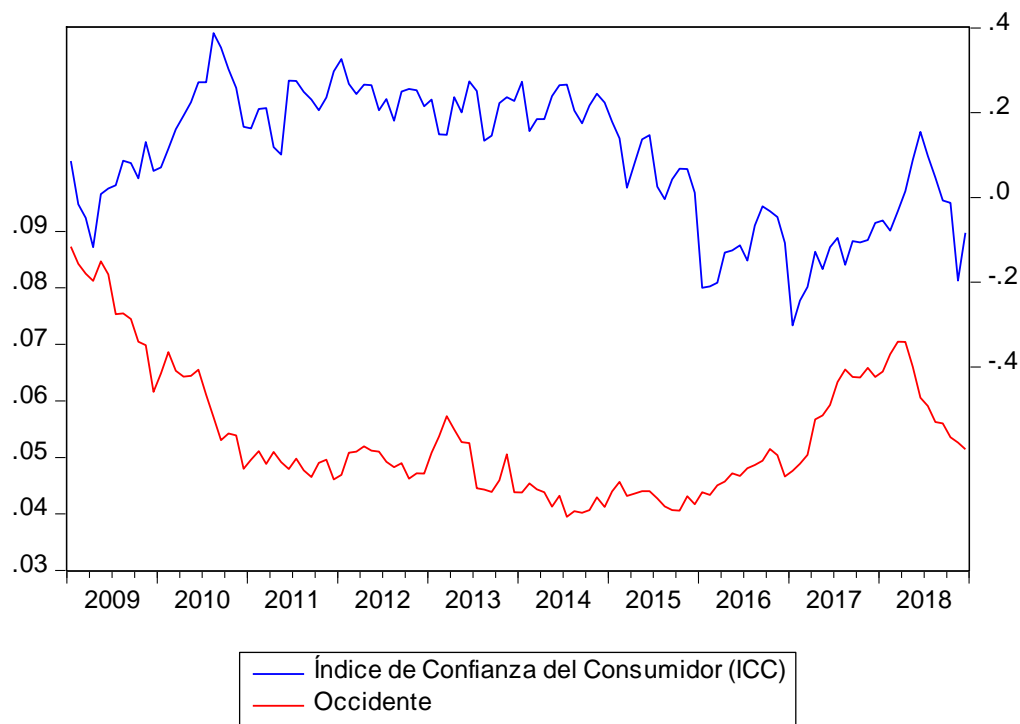
Grafica 4 Índice de confianza del consumidor vs Desempleo



Fuente: Propia con cifras Fedesarrollo y DANE. Software Eviews.

En el grafico anterior, se muestra las variables originales de las series de tiempo del índice de confianza del consumidor y el desempleo, se muestra un componente estacionario en la variable desempleo con un aumento al inicio de cada año.

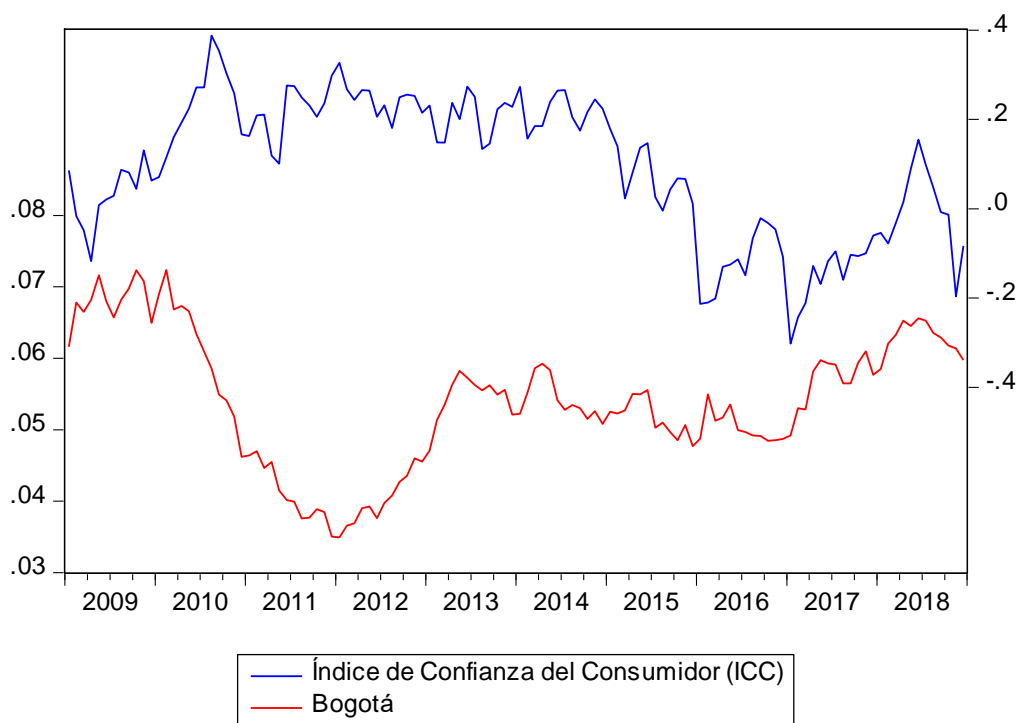
Grafica 5 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Occidente



Fuente: Propia con cifras Fedesarrollo y Superintendencia financiera. Software Eviews.

En el grafico anterior, se muestra las variables originales de las series de tiempo del índice de confianza del consumidor y el índice de cartera del Banco Occidente, el cual muestra una tendencia similar a la *figura2*, en la cual se observa el mismo efecto en 2016, así mismo se observa que las series no tiene un comportamiento estacionario.

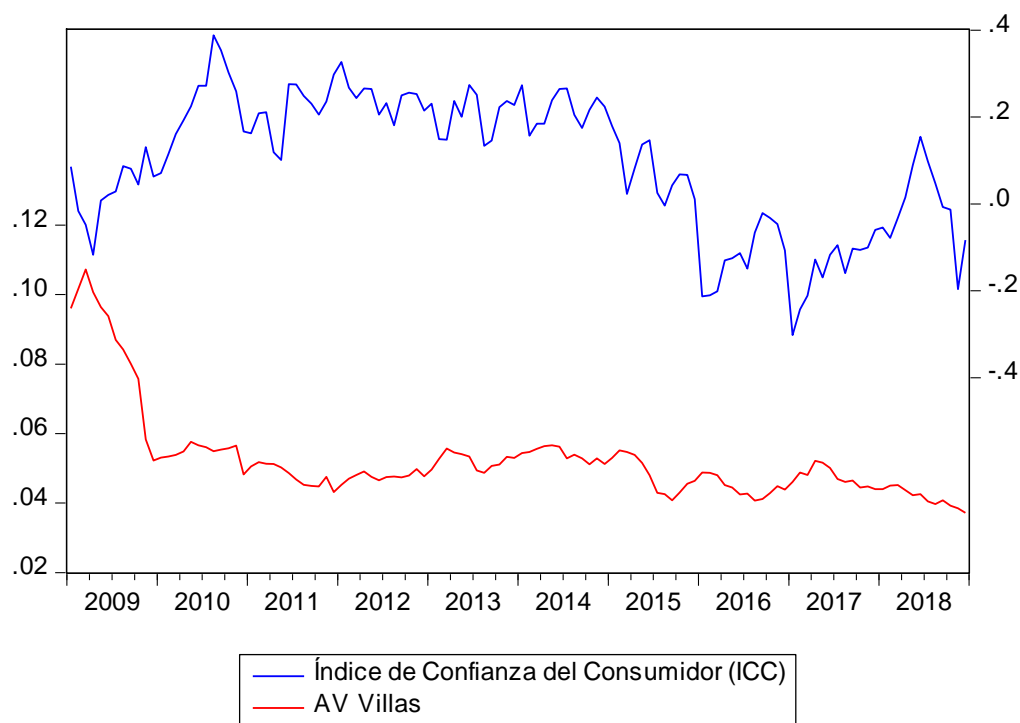
Grafica 6 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco Bogotá



Fuente: Propia con cifras Fedesarrollo y Superintendencia financiera. Software Eviews.

En la gráfica anterior, se muestra las variables originales de las series de tiempo del índice de Confianza del Consumidos y el ICVTC del Banco de Bogotá desde finales de 2012, su comportamiento de cartera se estaba comportando en las misma línea que el ICC de forma ascendente, en 2016 presenta mismo efecto de problemas coyunturales del país y en 2017 empieza la corrección esperada de la tendencia disminuye ICVTC y aumente el ICC, así mismo se observa que las series no tiene un comportamiento estacionario como se muestra a continuación.

Grafica 7 Índice de confianza del consumidor vs Índice de cartera de consumo Banco AvVillas

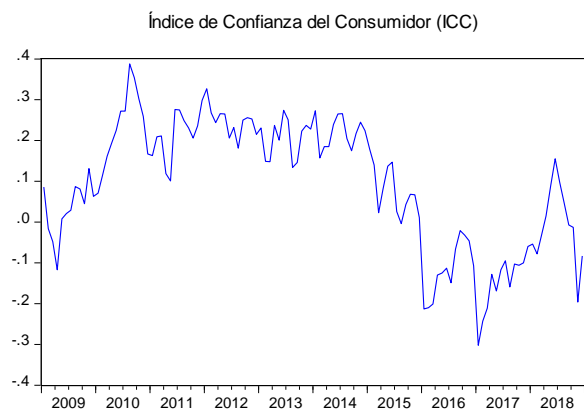


Fuente: Propia con cifras Fedesarrollo y Superintendencia financiera. Software Eviews.

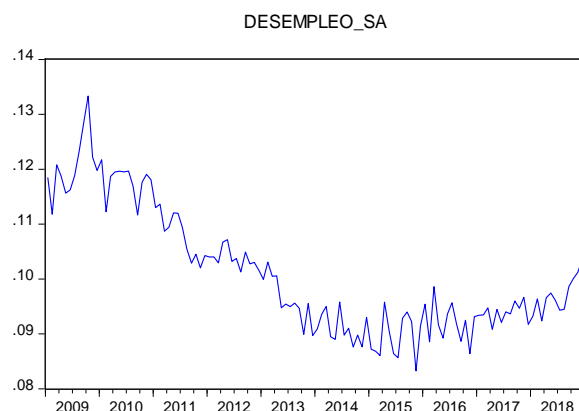
En la gráfica anterior, se muestra las variables originales de las series de tiempo del índice de Confianza del Consumidor y el ICVTC, se observa que el Banco Av Villas es el que menos muestra una relación directa de su ICVCT con el ICC, su índice de cartera se ha mantenido estable en el tiempo.

De acuerdo con lo anterior para continuar el proceso y verificar la utilización del Modelo VEC, fue necesario comprobar los órdenes de integración para cada una de las variables según la teoría indica en puntos anteriores donde se comenta el test de cointegración.

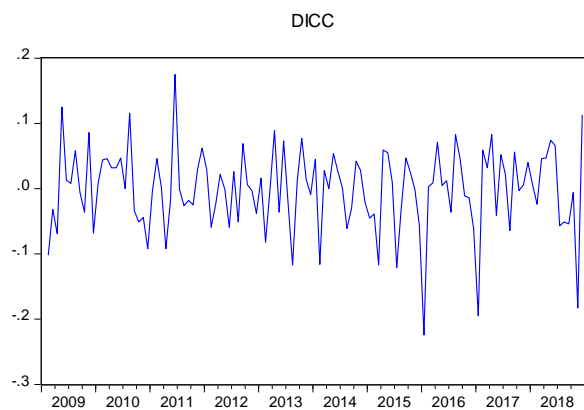
Grafica 8 Serie Original ICC



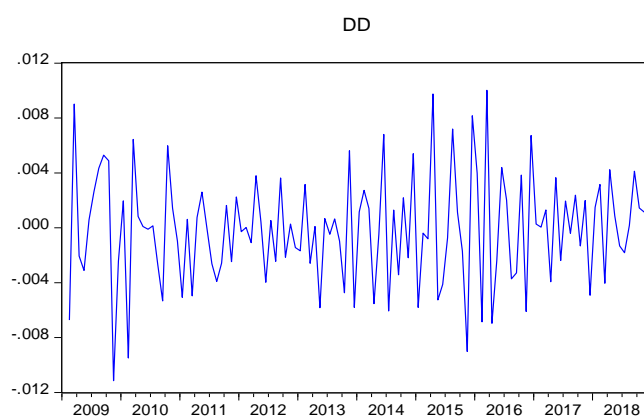
Grafica 11 Serie Sin Componente Estacional Desempleo



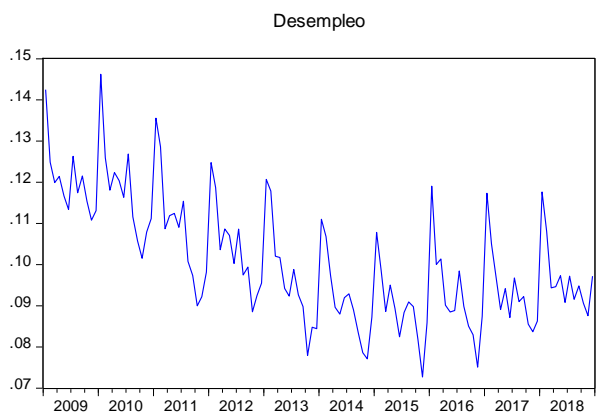
Grafica 9 Serie Diferenciada ICC



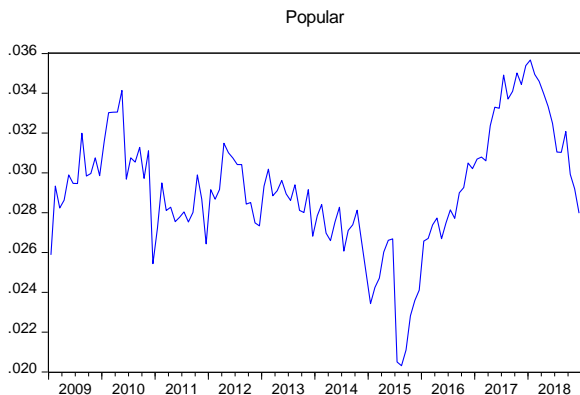
Grafica 12 Serie Diferenciada Desempleo



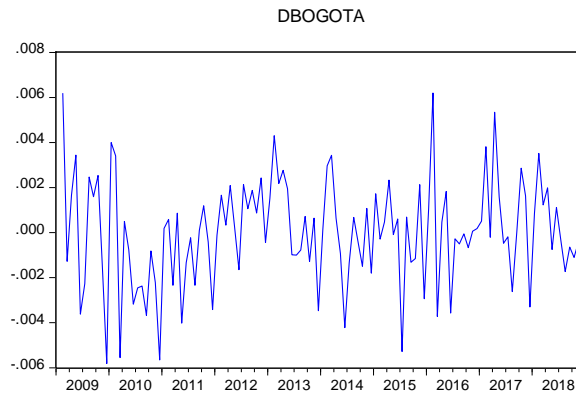
Grafica 10 Serie Original Desempleo



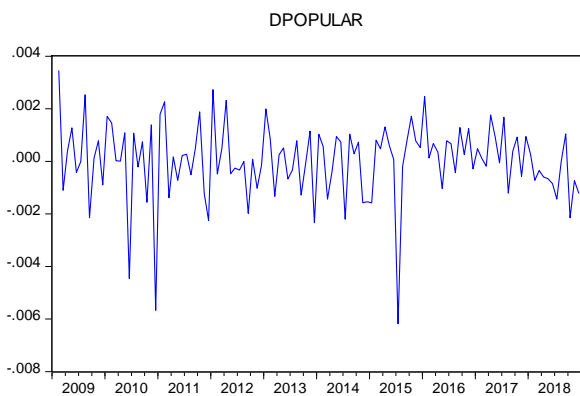
Grafica 13 Serie Original ICVTC Popular



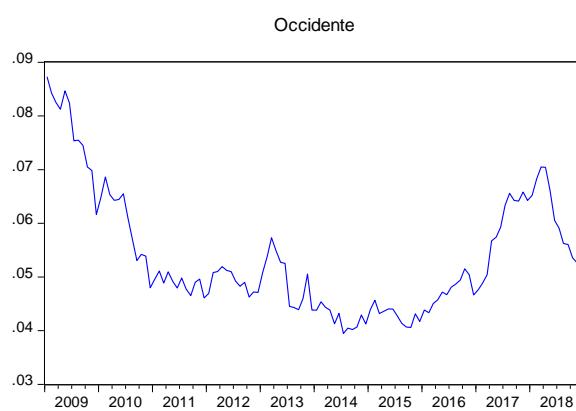
Grafica 16 Serie Diferenciada ICVTC Bogotá



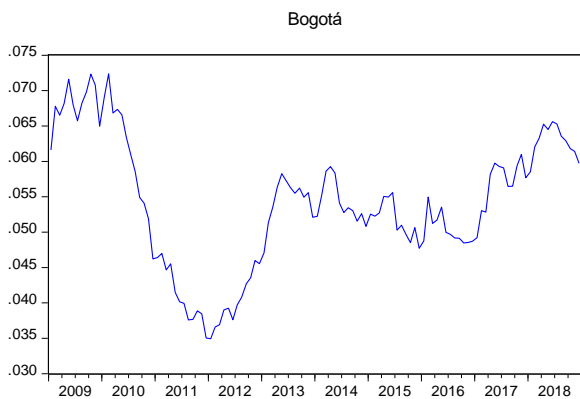
Grafica 14 Serie Diferenciada ICVTC Popular



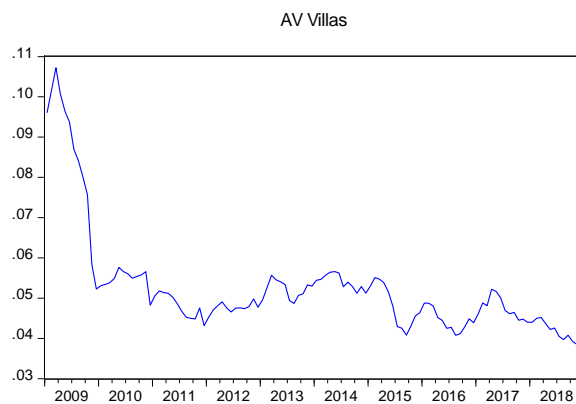
Grafica 17 Serie Original ICVTC Occidente



Grafica 15 Serie Original ICVTC Bogotá



Grafica 18 Serie Original ICVTC Av Villas



Por lo tanto, fue necesario aplicar a cada una de las variables el test Dickey Fuller, para establecer la siguiente hipótesis:

H0: Existe una Raíz Unitaria (Serie no estacionaria)

H1: No existe Raíz Unitaria (estacionaria)

Tabla2

Test Dickey Fuller para el Índice de confianza del consumidor

Null Hypothesis: INDICE_DE_CONFIANZA_DEL_CONSUMIDOR_ICC_ has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-2.062447	0.2603
Test critical values:	1% level	-3.486064	
	5% level	-2.885863	
	10% level	-2.579818	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado NO rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% y existe una raíz unitaria y la serie no es estacionaria.

De acuerdo con el resultado anterior, se requiere realizar el test con una diferencia.

Tabla3

Test Dickey Fuller para el Índice de confianza del consumidor Diferenciada

Null Hypothesis: DICC has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-10.95822	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.486551	
	5% level	-2.886074	
	10% level	-2.579931	

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

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% y no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

Tabla4

Test Dickey Fuller para el desempleo

Null Hypothesis: DESEMPLEO_SA has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.601580	0.4786
Test critical values:		
1% level	-3.487550	
5% level	-2.886509	
10% level	-2.580163	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado NO rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% y existe una raíz unitaria y la serie no es estacionaria.

De acuerdo con el resultado anterior, se requiere realizar el test con una diferencia.

Tabla5

Test Dickey Fuller para el desempleo diferenciada

Null Hypothesis: DD has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.030111	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.487550	
5% level	-2.886509	
10% level	-2.580163	

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

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

Tabla6

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco Popular.

Null Hypothesis: POPULAR has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2.758468	0.0675
Test critical values:		
1% level	-3.486064	
5% level	-2.885863	
10% level	-2.579818	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado NO rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% y existe una raíz unitaria y la serie no es estacionaria.

De acuerdo con el resultado anterior, se requiere realizar el test con una diferencia.

Tabla7

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco Popular diferenciada

Null Hypothesis: DPOPULAR has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13.33921	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.486551	
5% level	-2.886074	
10% level	-2.579931	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

Tabla8

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco de Bogotá

Null Hypothesis: BOGOTA has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-1.445162	0.5579
Test critical values:		
1% level	-3.486064	
5% level	-2.885863	
10% level	-2.579818	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado NO rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% y existe una raíz unitaria y la serie no es estacionaria.

De acuerdo con el resultado anterior, se requiere realizar el test con una diferencia.

Tabla9

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco de Bogotá diferenciada

Null Hypothesis: DBOGOTA has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.873688	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.487550	
5% level	-2.886509	
10% level	-2.580163	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

Tabla10

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco de Occidente.

Null Hypothesis: OCCIDENTE has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.137647	0.0265
Test critical values:		
1% level	-3.486064	
5% level	-2.885863	
10% level	-2.579818	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

Tabla11

Test Dickey Fuller para el Índice de cartera vencida Banco Av Villas

Null Hypothesis: AV_VILLAS has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.381253	0.0135
Test critical values:		
1% level	-3.486064	
5% level	-2.885863	
10% level	-2.579818	

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

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado se rechazó la hipótesis H0 con una significancia 0.05% no existe una raíz unitaria y la serie es estacionaria.

No fue necesario diferenciar ICV Banco Occidente *tabla6*, y Banco AvVillas *tabla7*, dado que se rechazó la hipótesis H0 y el orden de integración es menor al de la variable objeto del estudio el ICC.

Aplicación de test de cointegración

Para la aplicación del test de cointegración en el Software Eviews se utiliza el método de Johansen, el cual nos permitirá justificar la aplicación del modelo VEC y establecer una relación directa en el largo plazo para cada una de las combinaciones propuestas.

Tabla12

Test de cointegración para el ICC, ICV Banco Popular y Desempleo

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.315874	107.3424	29.79707	0.0000
At most 1 *	0.287844	64.06645	15.49471	0.0000
At most 2 *	0.199508	25.36824	3.841466	0.0000

Trace test indicates 3 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 *	0.315874	43.27596	21.13162	0.0000
At most 1 *	0.287844	38.69821	14.26460	0.0000
At most 2 *	0.199508	25.36824	3.841466	0.0000

Max-eigenvalue test indicates 3 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: Propia. Software Eviews.

Tabla13

Test de cointegración para el ICC, ICV Banco de Bogotá y Desempleo

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.295020	81.49436	29.79707	0.0000
At most 1 *	0.243323	41.64153	15.49471	0.0000
At most 2 *	0.082826	9.856167	3.841466	0.0017

Trace test indicates 3 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 *	0.295020	39.85282	21.13162	0.0001
At most 1 *	0.243323	31.78537	14.26460	0.0000
At most 2 *	0.082826	9.856167	3.841466	0.0017

Max-eigenvalue test indicates 3 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: Propia. Software Eviews.

Tabla14

Test de cointegración para el ICC, ICV Banco de Occidente y Desempleo

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.330253	95.15476	29.79707	0.0000
At most 1 *	0.295826	49.45734	15.49471	0.0000
At most 2 *	0.079747	9.474207	3.841466	0.0021

Trace test indicates 3 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 *	0.330253	45.69742	21.13162	0.0000
At most 1 *	0.295826	39.98313	14.26460	0.0000
At most 2 *	0.079747	9.474207	3.841466	0.0021

Max-eigenvalue test indicates 3 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: Propia. Software Eviews.

Tabla 15

Test de cointegración para el ICC, ICV Banco AvVillas y Desempleo

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)				
Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.344952	106.0701	29.79707	0.0000
At most 1 *	0.257762	57.84274	15.49471	0.0000
At most 2 *	0.188854	23.86104	3.841466	0.0000

Trace test indicates 3 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 *	0.344952	48.22736	21.13162	0.0000
At most 1 *	0.257762	33.98170	14.26460	0.0000
At most 2 *	0.188854	23.86104	3.841466	0.0000

Max-eigenvalue test indicates 3 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: Propia. Software Eviews.

Una vez evaluado el test de cointegración en las diferentes combinaciones con un α del 0.05 se evidencia que estadísticamente si existe una relación de cointegración el ICC entre el ICC , desempleo y cada uno de los indicadores de cartera vencida de las entidades financieras del grupo aval, por lo tanto, se considera viable la utilización de un modelo de corrección de error vectorial VEC.

Elección del mejor modelo

Para la elección del modelo se corrieron 6 opciones para cada una de las combinaciones propuestas como se muestra en la siguiente tabla:

Tabla16
Modelos VEC ejecutados

Modelo / Lags	Akaike information criterion					
	1	2	3	4	5	6
ICC, Desempleo, ICVPopular	-20,28559	-20,53184	-20,6452	-20,59853	-20,88749	-20,92119
ICC, Desempleo, ICVOccidente	-19,54722	-19,57969	-19,57793	-19,56446	-19,85271	-19,82085
ICC, Desempleo, ICVBogota	-19,46027	-19,78260	-19,81729	-19,90967	-20,00265	-20,02146
ICC, Desempleo, ICVAvVillas	-19,62272	-19,69978	-19,76128	-19,76888	-19,91983	-19,92584

Fuente: Propia.

De acuerdo con el Akaike information criterion para cada una de las combinaciones, se elige el mejor modelo que explica cada una de las relaciones, el criterio de elección se define sobre el valor negativo mayor de cada una de las opciones, los cuales se encuentra resaltados en color azul de la tabla anterior.

Modelo ICC, Desempleo, ICVPopular

Tabla17
Modelo ICC, Desempleo, ICVPopular

Vector Error Correction Estimates
Sample (adjusted): 2009M09 2018M12
Included observations: 112 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1		
DICC(-1)	1.000000		
DD(-1)	25.32952 (6.86771) [3.68820]		
DPOPULAR(-1)	-36.69294 (12.2850) [-2.98681]		
C	0.005914		
Error Correction:	D(DICC)	D(DD)	D(DPOPULAR)
CointEq1	-0.910128 (0.23025) [-3.95286]	-0.043099 (0.01375) [-3.13474]	0.005660 (0.00546) [1.03690]
D(DICC(-1))	-0.150292	0.031608	-0.003846

	(0.20917)	(0.01249)	(0.00496)
	[-0.71851]	[2.53059]	[-0.77557]
D(DICC(-2))	-0.228667	0.022123	-0.009224
	(0.18764)	(0.01120)	(0.00445)
	[-1.21866]	[1.97444]	[-2.07354]
D(DICC(-3))	-0.291193	0.012057	-0.007802
	(0.16897)	(0.01009)	(0.00401)
	[-1.72330]	[1.19489]	[-1.94756]
D(DICC(-4))	-0.331129	0.020874	-0.004560
	(0.14914)	(0.00891)	(0.00354)
	[-2.22018]	[2.34376]	[-1.28948]
D(DICC(-5))	-0.352618	0.019618	-0.000649
	(0.13407)	(0.00801)	(0.00318)
	[-2.63002]	[2.45039]	[-0.20424]
D(DICC(-6))	-0.087705	0.003545	-0.002637
	(0.10364)	(0.00619)	(0.00246)
	[-0.84626]	[0.57286]	[-1.07306]
D(DD(-1))	22.07548	-0.341697	-0.153279
	(5.45956)	(0.32601)	(0.12944)
	[4.04345]	[-1.04811]	[-1.18421]
D(DD(-2))	20.85617	-0.505737	-0.180384
	(5.08160)	(0.30344)	(0.12048)
	[4.10425]	[-1.66667]	[-1.49727]
D(DD(-3))	14.78216	-0.511355	-0.184775
	(4.61486)	(0.27557)	(0.10941)
	[3.20317]	[-1.85562]	[-1.68883]
D(DD(-4))	10.77687	-0.441571	-0.072155
	(3.88899)	(0.23223)	(0.09220)
	[2.77112]	[-1.90147]	[-0.78258]
D(DD(-5))	5.383608	-0.323862	-0.052777
	(2.90734)	(0.17361)	(0.06893)
	[1.85173]	[-1.86548]	[-0.76568]
D(DD(-6))	1.907782	-0.228453	-0.014465
	(1.69383)	(0.10115)	(0.04016)
	[1.12631]	[-2.25867]	[-0.36019]
D(DPOPULAR(-1))	-31.55195	-1.765421	-0.826671
	(8.78590)	(0.52464)	(0.20830)
	[-3.59120]	[-3.36502]	[-3.96871]
D(DPOPULAR(-2))	-34.74956	-1.289650	-0.708025
	(8.54260)	(0.51011)	(0.20253)
	[-4.06780]	[-2.52818]	[-3.49592]
D(DPOPULAR(-3))	-33.58561	-0.914282	-0.519951
	(8.26916)	(0.49378)	(0.19605)

		[-4.06155]	[-1.85159]	[-2.65218]
D(DPOPULAR(-4))	-28.83339 (7.84843) [-3.67378]	-0.630391 (0.46866) [-1.34509]	-0.528597 (0.18607) [-2.84082]	
D(DPOPULAR(-5))	-15.51126 (6.61060) [-2.34642]	-0.693131 (0.39474) [-1.75590]	-0.469070 (0.15673) [-2.99294]	
D(DPOPULAR(-6))	-4.933716 (4.39357) [-1.12294]	-0.531256 (0.26236) [-2.02494]	-0.137937 (0.10416) [-1.32423]	
C	-0.001922 (0.00574) [-0.33461]	1.78E-05 (0.00034) [0.05183]	-6.72E-05 (0.00014) [-0.49310]	

Fuente: Propia. Software Eviews.

Ecuación 1 VEC Modelo ICC, Desempleo, ICVPopular

$$\beta' = (1, 25.32952, -0.005914).$$

$$DICC + 25.32952 DD - 36.69294 DPOPULAR = 0$$

$$DICC = -25.32952 DD + 36.69294 DPOPULAR$$

En la *tabla 13* se puede establecer que existe una relación inversa en el largo plazo entre las variables DICC y DD, lo cual reafirma que al aumentar la confianza de los consumidores tienen de descender el desempleo, en cuanto a la relación de las variables DICC y DPOPULAR la relación es directa en el largo plazo Directa como lo muestra la ecuación 1.

Modelo ICC, Desempleo, ICVBogota

Tabla 18

Modelo ICC, Desempleo, ICVBogota

Vector Error Correction Estimates
Sample (adjusted): 2009M09 2018M12
Included observations: 112 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1
-------------------	----------

DICC(-1)	1.000000		
DD(-1)	24.06511 (6.88027) [3.49770]		
DBOGOTA(-1)	-6.994499 (4.67807) [-1.49517]		
C	0.005532		
<hr/>			
Error Correction:	D(DICC)	D(DD)	D(DBOGOTA)
<hr/>			
CointEq1	-0.933870 (0.26729) [-3.49391]	-0.047468 (0.01538) [-3.08679]	-0.002266 (0.00927) [-0.24452]
D(DICC(-1))	-0.035255 (0.25159) [-0.14013]	0.034999 (0.01447) [2.41790]	-0.006873 (0.00872) [-0.78796]
D(DICC(-2))	-0.139974 (0.22755) [-0.61514]	0.028294 (0.01309) [2.16121]	-0.003732 (0.00789) [-0.47301]
D(DICC(-3))	-0.192421 (0.19748) [-0.97439]	0.016390 (0.01136) [1.44261]	-0.010999 (0.00685) [-1.60647]
D(DICC(-4))	-0.251135 (0.16632) [-1.50997]	0.025690 (0.00957) [2.68474]	-0.008933 (0.00577) [-1.54924]
D(DICC(-5))	-0.226762 (0.14099) [-1.60835]	0.018737 (0.00811) [2.30991]	-0.004193 (0.00489) [-0.85785]
D(DICC(-6))	0.020027 (0.10916) [0.18347]	0.002292 (0.00628) [0.36493]	-0.005850 (0.00378) [-1.54573]
D(DD(-1))	21.31163 (5.91628) [3.60220]	-0.277395 (0.34039) [-0.81494]	0.135180 (0.20512) [0.65904]
D(DD(-2))	20.65679 (5.36953) [3.84704]	-0.467937 (0.30893) [-1.51471]	0.134193 (0.18616) [0.72085]
D(DD(-3))	15.00150 (4.79202) [3.13052]	-0.487441 (0.27570) [-1.76800]	0.040885 (0.16614) [0.24609]
D(DD(-4))	11.73276 (3.94577) [2.97350]	-0.432165 (0.22701) [-1.90369]	0.073731 (0.13680) [0.53898]

D(DD(-5))	6.977628 (2.96350) [2.35452]	-0.374972 (0.17050) [-2.19924]	0.069146 (0.10274) [0.67299]
D(DD(-6))	2.587132 (1.74734) [1.48061]	-0.288324 (0.10053) [-2.86802]	0.053882 (0.06058) [0.88944]
D(DBOGOTA(-1))	-7.709542 (3.57153) [-2.15861]	-0.207666 (0.20548) [-1.01062]	-0.722156 (0.12382) [-5.83211]
D(DBOGOTA(-2))	-2.424250 (4.10063) [-0.59119]	-0.321145 (0.23592) [-1.36122]	-0.807645 (0.14217) [-5.68092]
D(DBOGOTA(-3))	-3.818305 (4.43580) [-0.86079]	-0.231594 (0.25521) [-0.90747]	-0.417424 (0.15379) [-2.71427]
D(DBOGOTA(-4))	-1.887110 (4.35438) [-0.43338]	-0.191240 (0.25052) [-0.76336]	-0.453502 (0.15097) [-3.00401]
D(DBOGOTA(-5))	-2.306445 (3.61821) [-0.63746]	-0.043027 (0.20817) [-0.20669]	-0.120340 (0.12544) [-0.95932]
D(DBOGOTA(-6))	-0.392588 (2.74564) [-0.14299]	-0.272938 (0.15797) [-1.72782]	-0.012174 (0.09519) [-0.12789]
C	-0.000483 (0.00596) [-0.08114]	7.16E-05 (0.00034) [0.20880]	-5.53E-05 (0.00021) [-0.26753]

Fuente: Propia. Software Eviews.

Ecuación 2 VEC Modelo ICC, Desempleo, ICVBogota

$$\beta' = (1, 24.06511, -0.005532).$$

$$DICC + 24.06511 DD - 6.994499 DBOGOTA = 0$$

$$DICC = -24.06511 DD + 6.994499$$

En la *tabla 14* se puede establecer que existe una relación inversa en el largo plazo entre las variables DICC y DD, lo cual reafirma que al aumentar la confianza de los consumidores

tienen de descender el desempleo, en cuanto a la relación de las variables DICC y DBOGOTA la relación es directa en el largo plazo directa como lo muestra la ecuación 2.

Modelo ICC, Desempleo, ICVOccidente

Tabla 19

Modelo ICC, Desempleo, ICVOccidente

Vector Error Correction Estimates
Sample (adjusted): 2009M08 2018M12
Included observations: 113 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1			
DICC(-1)	1.000000			
DD(-1)	22.00527 (3.54511) [6.20721]			
OCCIDENTE(-1)	-1.422916 (0.30324) [-4.69231]			
C	0.079063			
Error Correction:	D(DICC)	D(DD)	D(OCCIDENTE)	
CointEq1	-1.177371 (0.28424) [-4.14216]	-0.086565 (0.01713) [-5.05378]	-0.019522 (0.01195) [-1.63420]	
D(DICC(-1))	0.146388 (0.25717) [0.56922]	0.067457 (0.01550) [4.35271]	0.015673 (0.01081) [1.45011]	
D(DICC(-2))	0.028126 (0.22230) [0.12652]	0.050272 (0.01340) [3.75275]	0.014855 (0.00934) [1.59004]	
D(DICC(-3))	-0.139803 (0.17767) [-0.78687]	0.036167 (0.01071) [3.37797]	0.004558 (0.00747) [0.61040]	
D(DICC(-4))	-0.184551 (0.14241) [-1.29593]	0.032709 (0.00858) [3.81150]	0.003586 (0.00599) [0.59923]	
D(DICC(-5))	-0.262302 (0.09733) [-2.69511]	0.025770 (0.00586) [4.39388]	0.007010 (0.00409) [1.71374]	

D(DD(-1))	23.55231 (5.67672) [4.14893]	0.450674 (0.34209) [1.31742]	0.347759 (0.23858) [1.45762]
D(DD(-2))	21.26912 (4.90042) [4.34027]	0.217060 (0.29531) [0.73503]	0.256785 (0.20595) [1.24681]
D(DD(-3))	14.07231 (3.98481) [3.53149]	0.132161 (0.24013) [0.55037]	0.163900 (0.16747) [0.97866]
D(DD(-4))	9.593740 (2.87761) [3.33393]	0.078925 (0.17341) [0.45514]	0.123272 (0.12094) [1.01928]
D(DD(-5))	4.179400 (1.64598) [2.53916]	0.038951 (0.09919) [0.39270]	0.092603 (0.06918) [1.33864]
D(OCCIDENTE(-1))	0.342735 (2.32050) [0.14770]	-0.099145 (0.13984) [-0.70900]	0.068493 (0.09753) [0.70231]
D(OCCIDENTE(-2))	0.515781 (2.31454) [0.22284]	0.062219 (0.13948) [0.44608]	-0.056670 (0.09728) [-0.58257]
D(OCCIDENTE(-3))	2.976285 (2.27365) [1.30904]	-0.073997 (0.13701) [-0.54007]	0.167311 (0.09556) [1.75091]
D(OCCIDENTE(-4))	0.276628 (2.28505) [0.12106]	0.073651 (0.13770) [0.53486]	-0.070520 (0.09604) [-0.73431]
D(OCCIDENTE(-5))	4.303701 (2.29128) [1.87830]	0.013178 (0.13808) [0.09544]	0.145303 (0.09630) [1.50889]
C	0.002054 (0.00582) [0.35299]	0.000144 (0.00035) [0.41109]	-0.000130 (0.00024) [-0.53075]

Fuente: Propia. Software Eviews.

Ecuación 3 VEC Modelo ICC, Desempleo, ICVOccidente

$$\beta' = (1, 22.00527, -0.079063).$$

$$DICC + 22.00527 - 1.422916 OCCIDENTE = 0$$

$$DICC = - 22.00527 + 1.422916 OCCIDENTE$$

En la *tabla 15* se puede establecer que existe una relación inversa en el largo plazo entre las variables DICC y DD, lo cual reafirma que al aumentar la confianza de los consumidores tienen de descender el desempleo, en cuanto a la relación de las variables DICC y DOCCIDENTE la relación es directa en el largo plazo como lo muestra la ecuación 3.

Modelo ICC, Desempleo, ICVAvVillas

Tabla20

Modelo ICC, Desempleo, ICVAvVillas

Vector Error Correction Estimates
Sample (adjusted): 2009M09 2018M12
Included observations: 112 after adjustments
Standard errors in () & t-statistics in []

Cointegrating Eq:	CointEq1		
DICC(-1)	1.000000		
DD(-1)	68.40222 (18.1619) [3.76625]		
AV_VILLAS(-1)	5.446023 (1.66570) [3.26951]		
C	-0.258188		
Error Correction:	D(DICC)	D(DD)	D(AV_VILLAS)
CointEq1	-0.115116 (0.11077) [-1.03924]	-0.008816 (0.00591) [-1.49226]	-0.017157 (0.00362) [-4.73604]
D(DICC(-1))	-0.740157 (0.14565) [-5.08181]	0.004216 (0.00777) [0.54268]	0.011569 (0.00476) [2.42864]
D(DICC(-2))	-0.693373 (0.15393) [-4.50462]	-0.000986 (0.00821) [-0.12015]	0.011479 (0.00503) [2.28017]
D(DICC(-3))	-0.658195 (0.15706) [-4.19060]	-0.003980 (0.00838) [-0.47509]	0.004222 (0.00514) [0.82197]
D(DICC(-4))	-0.542336	0.011000	-0.001419

	(0.14724)	(0.00785)	(0.00482)
	[-3.68341]	[1.40080]	[-0.29469]
D(DICC(-5))	-0.466170	0.011759	0.004394
	(0.13652)	(0.00728)	(0.00446)
	[-3.41461]	[1.61500]	[0.98403]
D(DICC(-6))	-0.124415	-0.001272	-0.002269
	(0.11240)	(0.00599)	(0.00368)
	[-1.10690]	[-0.21213]	[-0.61723]
D(DD(-1))	9.357131	-0.826077	0.975637
	(7.35814)	(0.39244)	(0.24065)
	[1.27167]	[-2.10497]	[4.05420]
D(DD(-2))	11.26370	-0.958311	0.709758
	(6.96715)	(0.37159)	(0.22786)
	[1.61669]	[-2.57896]	[3.11487]
D(DD(-3))	8.056023	-0.890836	0.454346
	(6.19137)	(0.33021)	(0.20249)
	[1.30117]	[-2.69776]	[2.24380]
D(DD(-4))	6.829651	-0.689171	0.275026
	(4.98617)	(0.26593)	(0.16307)
	[1.36972]	[-2.59151]	[1.68652]
D(DD(-5))	3.250164	-0.489318	0.127607
	(3.50695)	(0.18704)	(0.11470)
	[0.92678]	[-2.61610]	[1.11258]
D(DD(-6))	1.059744	-0.270911	0.057011
	(1.91559)	(0.10217)	(0.06265)
	[0.55322]	[-2.65165]	[0.91000]
D(AV_VILLAS(-1))	1.737524	0.244351	0.157794
	(2.90469)	(0.15492)	(0.09500)
	[0.59818]	[1.57728]	[1.66102]
D(AV_VILLAS(-2))	-3.654369	0.050963	0.014930
	(2.89349)	(0.15432)	(0.09463)
	[-1.26296]	[0.33024]	[0.15777]
D(AV_VILLAS(-3))	-0.142443	0.338035	-0.007231
	(2.81394)	(0.15008)	(0.09203)
	[-0.05062]	[2.25237]	[-0.07857]
D(AV_VILLAS(-4))	-1.179116	-0.084550	0.123183
	(2.80212)	(0.14945)	(0.09164)
	[-0.42079]	[-0.56574]	[1.34415]
D(AV_VILLAS(-5))	2.111986	-0.108793	-0.075595
	(2.71094)	(0.14459)	(0.08866)
	[0.77906]	[-0.75244]	[-0.85263]
D(AV_VILLAS(-6))	-0.411717	-0.116195	-0.054041
	(2.52960)	(0.13491)	(0.08273)

	[-0.16276]	[-0.86125]	[-0.65321]
C	-0.002824 (0.00672) [-0.42031]	0.000145 (0.00036) [0.40558]	-0.000339 (0.00022) [-1.54124]

Fuente: Propia. Software Eviews.

Ecuación 4 VEC Modelo ICC, Desempleo, ICVAvVillas

$$\beta' = (1, 68.40222, -0.258188).$$

$$DICC + 68.40222 DD + 5.446023 DAVVILLAS = 0$$

$$DICC = -68.40222 DD - 5.446023$$

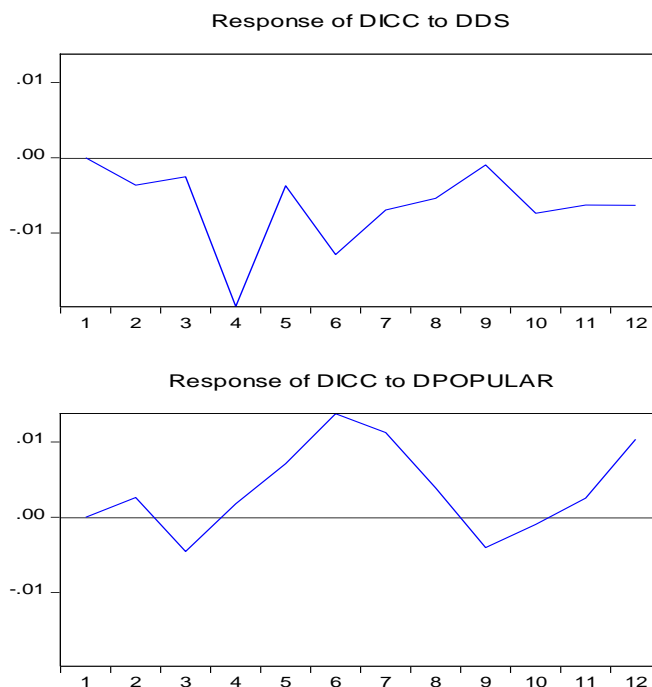
En la *tabla 16* se puede establecer que existe una relación inversa en el largo plazo entre las variables DICC y DD, lo cual reafirma que al aumentar la confianza de los consumidores tienen de descender el desempleo, en cuanto a la relación de las variables DICC y DOCCIDENTE la relación también es inversa en el largo plazo como lo muestra la ecuación 4.

Elaboración de la función de Impulso y Respuesta

A continuación, se mostrarán los gráficos de respuesta de la variable ICC ante los choques de la variable desempleo y índice de cartera de cada una de las entidades financieras del grupo Aval

Grafica 19 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTPopular

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations



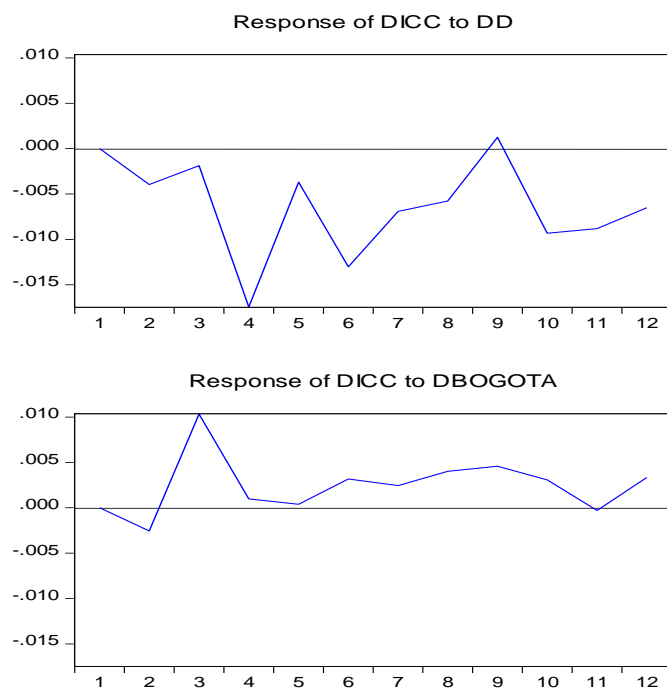
Fuente: Propia. Software Eviews.

En la gráfica anterior se observa la respuesta del DICC ante el impulso de la variable DDS, en donde se observa un incremento de una desviación estándar en DDS con una disminución en la DICC, como era de suponerse el índice de confianza del consumidor opera inversamente al desempleo, entre mejor sean las percepciones del consumidor el índice del desempleo tiene a disminuir, lo cual reafirma que el ICC apoya al anticipo sobre las percepciones que se pueden tener frente al empleo, en cuanto al respuesta del DICC ante el impulso de la variable DPOPULAR, se evidencia un incremento de una desviación estándar en DPOPULAR, con un incremento en la variable DICC, en donde en los meses 3 y 9 se observa ICC opera de forma inversa al índice de cartera, no obstante, lo anterior en los demás meses se ve una relación directa a mayor confianza mayor indicador de cartera, esto puede significar que al tener mejores expectativas el consumidor, el sistema financiero ofrece mayores dinámicas crediticia en la colocación de productos financieros y así afectando la capacidad de pago de los clientes, esto también se puede

reflejar en la competencia tan marcada que tiene actualmente este sector, no obstante, este comportamiento sobre el ICVT debería tener una relación inversa, dado que se pensaría en el supuesto de que mayor ICC menor ICVT.

Grafica 20 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTBogota

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations

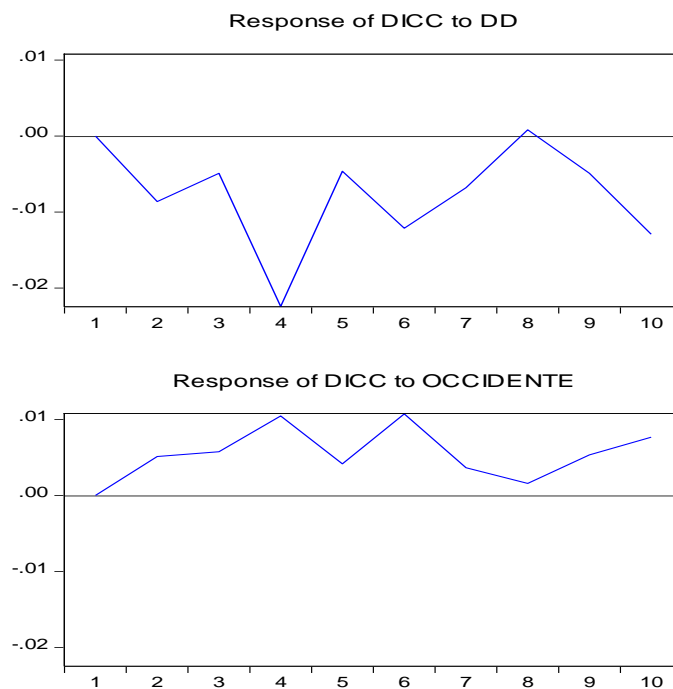


Fuente: Propia. Software Eviews.

En la gráfica anterior se observa la respuesta del DICC ante el impulso de la variable DDS, en donde se observa un incremento de una desviación estándar en DDS con una disminución en la DICC, en cuanto al respuesta del DICC ante el impulso de la variable DBOGOTA, se evidencia un incremento de una desviación estándar en DBOGOTA de acuerdo con lo anterior este comportamiento y explicación tienen una definición similar del grafico 8

Grafica 21 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTOccidente

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations

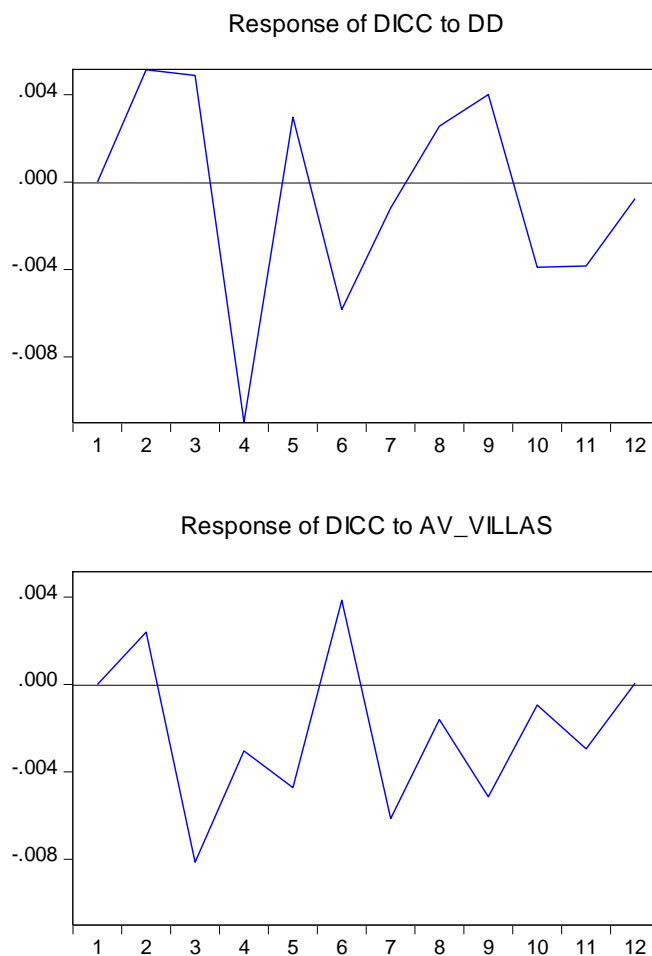


Fuente: Propia. Software Eviews.

En la gráfica anterior se observa la respuesta del DICC ante el impulso de la variable DDS, en donde se observa un incremento de una desviación estándar en DDS con una disminución en la DICC, en cuanto al respuesta del DICC ante el impulso de la variable OCCIDENTE, se evidencia un incremento de una desviación estándar en OCCIDENTE de acuerdo con lo anterior este comportamiento y explicación tienen una definición similar del gráfico 8, a excepción que todas las variaciones se encuentran por encima de 0.

Grafica 22 Impulso y Respuesta ICC, DD y ICVTAvVillas

Response to Cholesky One S.D. (d.f. adjusted) Innovations



Fuente: Propia. Software Eviews.

Como se pueden observar a diferencia de los tres modelos anteriores, la respuesta del DICC ante el impulso de la variable DDS, no tiene una clara relación inversa, dado que en varios meses se presentan rebotes atípicos positivos, lo cual no es lógico en cuanto al efecto que tiene el ICC frente al desempleo, así mismo en cuanto a la respuesta del DICC ante el impulso de la variable Av_Villas, esta relación prácticamente en los doce meses es inversa, a mayor expectativa del ICC el indicador de cartera vencida es menor, como consecuencia este índice podría ayudar a esta entidad a predecir el comportamiento de pago de las obligaciones financieras de consumo de los clientes en el tiempo.

Aplicación Test de normalidad multivariada

Con un $\alpha = 0.05$ sobre la prueba de normalidad se establecen las siguientes hipótesis para cada una de las pruebas aplicadas:

H0: Los residuales siguen distribución normal multivariada

H1: Los residuales NO siguen distribución normal multivariada

Tabla 21

Test de Normalidad ICC, DD y ICVTPopular

VEC Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
 Sample: 2009M01 2018M12
 Included observations: 112

Component	Skewnes	Chi-sq	df	Prob.*
1	-0.323101	1.948698	1	0.1627
2	-0.027124	0.013734	1	0.9067
3	-0.476186	4.232729	1	0.0397
Joint		6.195161	3	0.1025

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	4.512067	10.66962	1	0.0011
2	2.978409	0.002175	1	0.9628
3	5.051165	19.63397	1	0.0000
Joint		30.30577	3	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	12.61832	2	0.0018
2	0.015909	2	0.9921
3	23.86670	2	0.0000
Joint	36.50093	6	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado en la *tabla17* hay evidencia estadísticamente significativamente para indicar que los residuales no se distribuyen de forma normal por lo tanto se rechaza la hipótesis HO.

Tabla22

Test de Normalidad ICC, DD y ICVTBogota

VEC Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
 Date: 05/18/19 Time: 14:31
 Sample: 2009M01 2018M12
 Included observations: 112

Component	Skewnes	Chi-sq	df	Prob.*
1	-0.507587	4.809370	1	0.0283
2	-0.120177	0.269595	1	0.6036
3	-0.289365	1.562997	1	0.2112
Joint		6.641962	3	0.0842

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	4.572222	11.53544	1	0.0007
2	3.094803	0.041942	1	0.8377
3	2.239766	2.697128	1	0.1005
Joint		14.27451	3	0.0026

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	16.34481	2	0.0003
2	0.311537	2	0.8558
3	4.260125	2	0.1188
Joint	20.91648	6	0.0019

*Approximate p-values do not account for coefficient Estimation

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado en la *tabla 18* hay evidencia estadísticamente significativamente para indicar que los residuales no se distribuyen de forma normal por lo tanto se rechaza la hipótesis HO.

Tabla23

Test de Normalidad ICC, DD y ICVTOccidente

VEC Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
 Sample: 2009M01 2018M12
 Included observations: 113

Component	Skewnes	Chi-sq	df	Prob.*
1	-0.399294	3.002711	1	0.0831
2	-0.418277	3.294992	1	0.0695
3	0.028193	0.014969	1	0.9026
Joint		6.312672	3	0.0974

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	4.064642	5.336724	1	0.0209
2	3.164705	0.127727	1	0.7208
3	3.223146	0.234448	1	0.6282
Joint		5.698898	3	0.1272

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	8.339435	2	0.0155
2	3.422719	2	0.1806
3	0.249417	2	0.8828
Joint	12.01157	6	0.0617

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

Fuente: Propia. Software Eviews.

Como resultado en la tabla 19 hay evidencia estadísticamente significativamente para indicar que los residuales se distribuyen de forma normal por lo tanto se acepta la hipótesis H0.

Tabla24

Test de Normalidad ICC, DD y ICVTA Villavillas

VEC Residual Normality Tests
 Orthogonalization: Cholesky (Lutkepohl)
 Null Hypothesis: Residuals are multivariate normal
 Sample: 2009M01 2018M12
 Included observations: 112

Component	Skewness	Chi-sq	df	Prob.*
1	-0.438455	3.588535	1	0.0582
2	0.350816	2.297348	1	0.1296
3	-1.120930	23.45436	1	0.0000
Joint		29.34025	3	0.0000

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	4.395995	9.094415	1	0.0026
2	4.149184	6.162911	1	0.0130
3	6.211673	48.13593	1	0.0000
Joint		63.39326	3	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	12.68295	2	0.0018
2	8.460259	2	0.0146
3	71.59029	2	0.0000
Joint	92.73350	6	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient Estimation

Fuente: Propia. Software Eviews

Como resultado en la *tabla 20* hay evidencia estadísticamente significativamente para indicar que los residuales no se distribuyen de forma normal por lo tanto se rechaza la hipótesis H_0 .

De acuerdo con las pruebas realizados de normalidad a cada uno de los modelos a excepción del Test de Normalidad para el ICC, DD y ICVTOccidente, se evidencia que los datos no se distribuyen normalmente, lo cual no es relevante para la aplicación del modelo VEC, al respecto, Corugedo (2003), indica que en los modelos vectoriales es más importante la independencia, que la prueba de normalidad. (Fernández Corugedo, Price, & Blake, 2003)

Aplicación Test Auto correlación

Tabla25 Test de Independencia ICC, DD y ICVTPopular

Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 112

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.
1	13.08165	9	0.1589
2	15.68466	9	0.0738
3	12.73219	9	0.1751
4	8.146147	9	0.5195
5	14.41850	9	0.1082
6	17.79673	9	0.0376
7	7.042716	9	0.6327

Fuente: Propia. Software Eviews

Tabla26

Test de Independencia ICC, DD y ICVTBogota

Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 112

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.
1	11.01353	9	0.2748
2	18.07557	9	0.0343
3	5.913890	9	0.7485
4	11.87798	9	0.2203
5	7.991072	9	0.5350
6	22.68389	9	0.0069
7	7.356708	9	0.6000

Fuente: Propia. Software Eviews

Tabla27

Test de Independencia ICC, DD y ICVTOccidente

Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 113

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.
1	8.944176	9	0.4424
2	9.100080	9	0.4281
3	9.421126	9	0.3993
4	14.93338	9	0.0928
5	6.853040	9	0.6524
6	20.75782	9	0.0138

Fuente: Propia. Software Eviews

Tabla28
Test de Independencia ICC, DD y ICVTAyVillas

Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 112

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.
1	13.21431	9	0.1531
2	27.75245	9	0.0010
3	17.22076	9	0.0454
4	9.192818	9	0.4197
5	14.44405	9	0.1074
6	15.64078	9	0.0748
7	7.640311	9	0.5708

Fuente: Propia. Software Eview

Con un $\alpha = 0.05$ sobre la prueba realiza se establecen las siguientes hipótesis para cada una de las pruebas aplicadas:

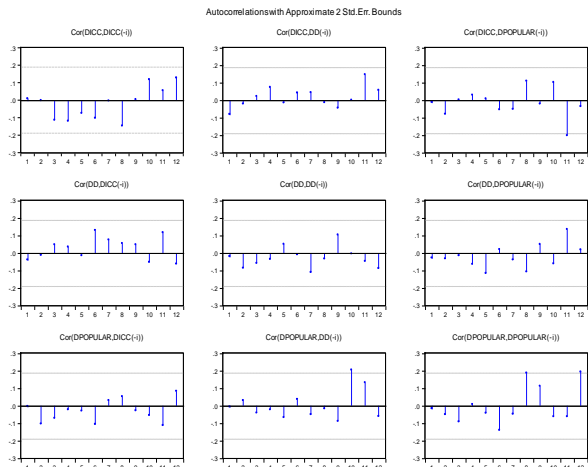
H0: Los residuales no están autocorrelacionados.

H1: Los residuales están autocorrelacionados.

En donde los resultados obtenidos en los test anteriores arrojan, que se puede evidenciar estadísticamente que los datos no están auto correlacionados, por lo tanto, no se rechaza la hipótesis H0.

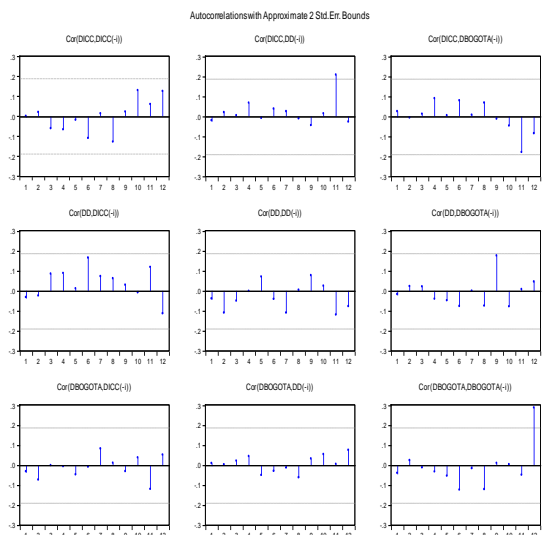
Análisis de correlación

Grafica 23 Test de Correlación ICC, DD y ICVTPopular



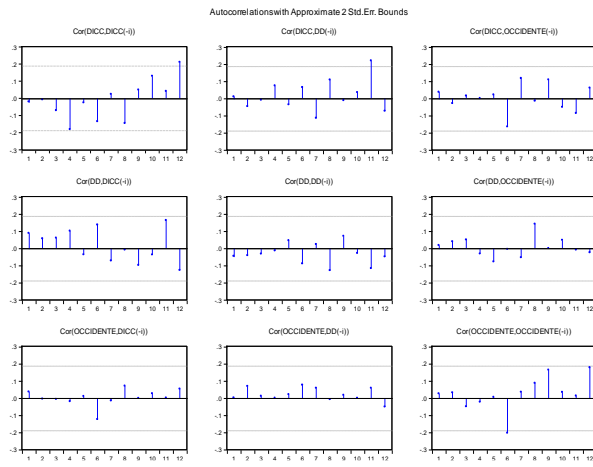
Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 24 Test de Correlación ICC, DD y ICVTBogota



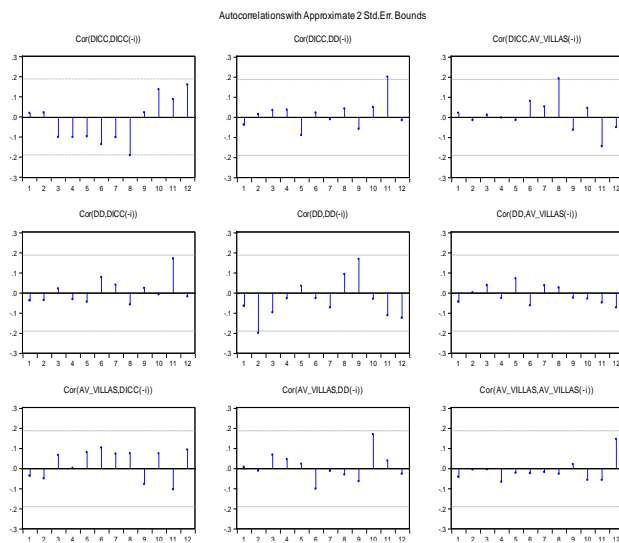
Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 25 Test de Correlación ICC, DD y ICVTOccidente



Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 26 Test de Correlación ICC, DD y ICVTA Villás

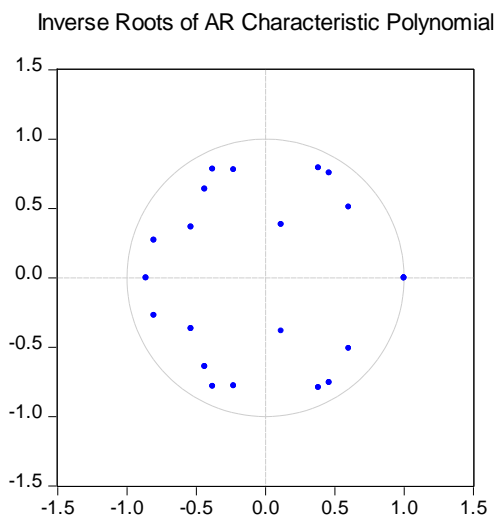


Fuente: Propia. Software Eviews

En las gráficas anteriores sé evidencia que los lag se encuentran dentro de las bandas de confianza, por lo cual se comprueba el supuesto de independencia de los residuales.

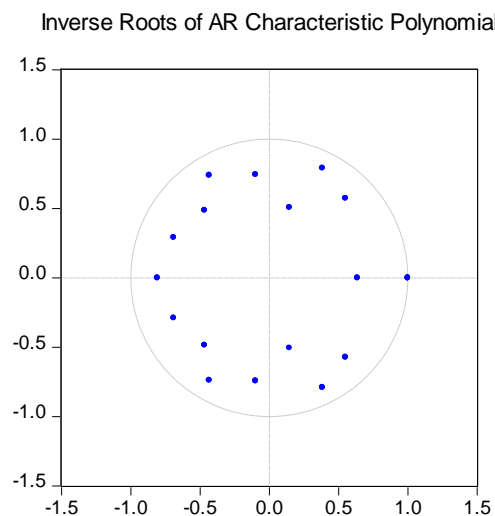
Aplicación Test de Raíces de Polinomio

Grafica 27 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTPopular



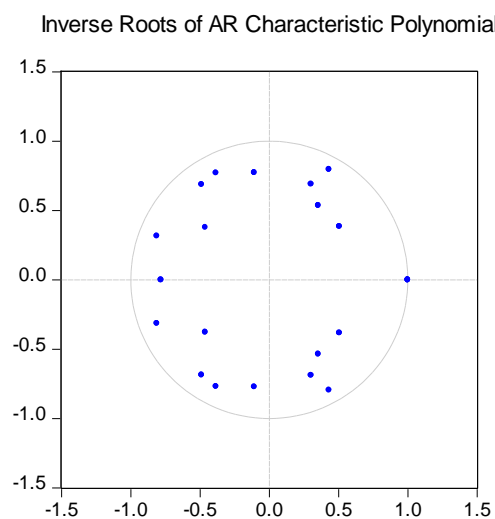
Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 29 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTOccidente



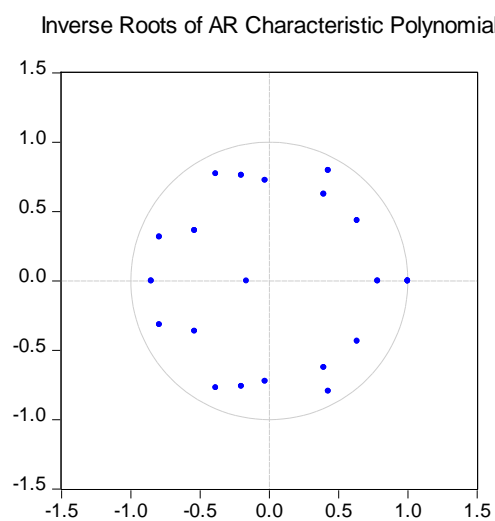
Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 28 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTBogota



Fuente: Propia. Software Eviews

Grafica 30 Test de Raíces de Polinomio ICC, DD y ICVTAvillas



Fuente: Propia. Software Eviews

Se puede evidenciar que, en cada una de las pruebas anteriores, se cumple la premisa que se puede aceptar como máximo una raíz unitaria para cada uno de los modelos, lo cual indica que se presenta estabilidad en el modelo dado que las raíces inversas se encuentran dentro de los puntos.

CAPITULO IV

CONCLUSIONES

- En general, se puede establecer que a excepción del Banco Av. Villas el índice de confianza del consumidor tiene un efecto directo sobre el indicador de cartera vencida, se puede decir que, ante cambios positivos del ICC, el ICVT se verá afectado positivamente, que a su vez se refleja por el deterioro de la cartera, por lo tanto, es importante que estas entidades controlen o estructuren aún mejor sus ofertas crediticias para evitar el sobre endeudamiento de los clientes. En cuanto al comportamiento del ICC y el ICVT del Banco Av Villas estos se comportan inversamente, ante cambios positivos del ICC, el ICVT se comporta negativamente y genera una caída del indicador, no obstante, aquí se puede ver que la entidad puede tener una menor aversión al riesgo crediticio que controla mejor el índice de cartera.
- En cuanto al ICC y el desempleo, se puede evidenciar que estos son inversamente proporcionales, es decir que ante cambios positivos en el ICC el desempleo se verá afectado negativamente, por lo que se corrobora que este índice (ICC) permite prever cambios significativos sobre los indicadores que afectan la economía del país.
- Estadísticamente por medio de los modelos VEC se pudo comprobar que, si existe una relación en el largo plazo entre el índice de confianza del consumidor, el indicador de cartera vencida de consumo de las entidades del grupo Aval y el desempleo, lo anterior se corrobora con la prueba de Johansen con una confiabilidad de un 95%.

Metodología de la encuesta de opinión del consumidor

Referencias

- Carreño Sarmiento, L. M., Ariza Garzón, M. J., & Ariza Estrada, Y. S. (5 de Mayo de 2019). *Dialnet*. Obtenido de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4955455>
- Clavijo, S., Vera , N., & Londoño, J. D. (6 de Junio de 2019). *La Republica*. Obtenido de La Republica: <https://www.larepublica.co/analisis/sergio-clavijo-500041/el-indice-de-confianza-al-consumidor-y-el-consumo-de-los-hogares-2845316>
- Dane. (5 de Mayo de 2016). Obtenido de https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/fichas/empleo/metodologia_GEIH-01_V9.pdf
- Dane. (5 de Mayo de 2019). *Dane*. Obtenido de Dane: https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/boletines/ech/ech/bol_empleo_mar_19.pdf
- Fedesarrollo. (2015). *Metodología de la encuesta de opinión del consumidor*. Bogota.
- Fernández Corugedo, E., Price, S., & Blake, A. P. (2003). *The dynamics of consumers expenditure: the UK consumption ECM redux* (No. 204). Londres: Bank of England Working Paper.
- Gujarati, D. N., & Porter, D. C. (2010). *Econometria Quinta edicion*. Mexico D.F: McGRAW-HILL.
- Oit. (4 de Junio de 2019). *Oit*. Obtenido de Oit: https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---stat/documents/normativeinstrument/wcms_087483.pdf
- SFC. (15 de Junio de 2019). *Superintendencia Financiera de Colombia* . Obtenido de Superintendencia Financiera de Colombia : <https://www.superfinanciera.gov.co/inicio/circular-basica-contable-y-financiera-circular-externa--de---15466>

Superintendencia Financiera de Colombia. (15 de 5 de 2019). *Superintendencia Financiera de Colombia*. Obtenido de Superintendencia Financiera de Colombia:
<https://www.superfinanciera.gov.co/inicio/circular-basica-contable-y-financiera-circular-externa--de---15466>

Torres, A. y. (MARZO de 2004). *Banco Central de Costa Rica*. Obtenido de Banco Central de Costa Rica:
https://activos.bccr.fi.cr/sitios/bccr/investigacioneseconomicas/DocMetodosCuantitativos/Modelos_VAR_y_VECM.pdf#search=modelos%20var