



**Pronóstico del Indicador de Cartera Riesgosa de la modalidad comercial a partir de series de tiempo
multivariadas**

MAURICIO ALBERTO CASAS LADINO

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS

ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTÁ, D.C.

2019



**Pronóstico del Indicador de Cartera Riesgosa de la modalidad comercial a partir de series de tiempo
multivariadas**

MAURICIO ALBERTO CASAS LADINO

Trabajo para obtener el grado de:

Especialista en Estadística aplicada

Director:

HEIVAR YESID RODRÍGUEZ PINZÓN

Magister en Ciencias Económicas

FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES

DEPARTAMENTO DE CIENCIAS BÁSICAS

ESPECIALIZACIÓN ESTADÍSTICA APLICADA

BOGOTÁ, D.C.

2019

Nota de Aceptación

Presidente del Jurado

Jurado

Jurado

Bogotá, D.C., Junio de 2019

Las directivas de la Fundación Universitaria los Libertadores, los jurados calificadores y el cuerpo docente no son responsables por los criterios e ideas expuestas en el presente documento, estos corresponden únicamente al autor.

Tabla de contenido

Agradecimientos	7
Introducción.....	8
Planteamiento del problema:	9
Formulación del problema.....	10
Justificación del problema	10
Objetivos	12
Objetivo General.....	12
Objetivos Específicos	12
Descripción de las variables del modelo.....	12
Variable a pronosticar	12
Indicador de Cartera Riesgosa (ICR).....	12
Variables Macroeconómicas.....	13
Tasa de desempleo	13
Inflación.....	13
DTF	14
Tasa de cambio	14
Tasa de Intermediación Bancaria.....	14
Choque macroeconómico	14
Marco Metodológico	15
Correlacion de las variables	16
Impacto de las variables Macroeconómicas en el ICR.....	17
ICR vs Desempleo.....	17
ICR vs Tasa de cambio	24
ICR vs TIB.....	30
ICR vs DTF.....	36
Modelo de pronóstico.....	42
Conclusiones	48
Referencias.....	49

Tabla de ilustraciones

Ilustración I Construcción de series históricas.....	15
Ilustración II: Correlación del ICR y Variables Macroeconómicos.....	16
Ilustración III Evolución Histórica del ICR vs Desempleo desestacionalizado.....	17
Ilustración IV Pruebas raíz unitaria a la serie del ICR.....	18
Ilustración V Pruebas raíz unitaria a la serie del desempleo.....	18
Ilustración VI Pruebas de co-integración del ICV y el Desempleo desestacionarizado	20
Ilustración VII Modelo VEC final del del ICR en función del Desempleo	20
Ilustración VIII Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función del Desempleo	21
Ilustración IX Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función del Desempleo	22
Ilustración X Autocorrelogramas del modelo VEC del ICR en función del Desempleo	22
Ilustración XI Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función del Desempleo	23
Ilustración XII Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función del Desempleo	23
Ilustración XIII Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función del Desempleo	24
Ilustración XIV Evolución Histórica del ICR vs Tasa de Cambio (TCM)	24
Ilustración XV Pruebas raíz unitaria a la serie del Tasa de Cambio (TCM) DF.....	25
Ilustración XVI Pruebas raíz unitaria a la serie del Tasa de Cambio (TCM) PP	25
Ilustración XVII Pruebas de co-integración del ICV y la Tasa de Cambio (TCM)	26
Ilustración XVIII Modelo VEC final del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	26
Ilustración XIX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	27
Ilustración XX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	28
Ilustración XXI Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	29
Ilustración XXII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	29
Ilustración XXIII Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	30

Ilustración XXIV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)	30
Ilustración XXV Evolución Histórica del ICR vs TIB	30
Ilustración XXVI Pruebas raíz unitaria a la serie de la TIB DF	31
Ilustración XXVII Pruebas raíz unitaria a la serie de la TIB PP.....	31
Ilustración XXVIII Pruebas de co-integración del ICV y la TIB	32
Ilustración XXIX Modelo VEC final del ICR en función de la TIB	33
Ilustración XXX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la TIB	34
Ilustración XXXI Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la TIB	34
Ilustración XXXII Autocorrelogramas del modelo VEC del ICR en función de la TIB	35
Ilustración XXXIII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la TIB	35
Ilustración XXXIV Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la TIB	36
Ilustración XXXV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la TIB	36
Ilustración XXXVI Evolución Histórica del ICR vs DTF	37
Ilustración XXXVII Pruebas raíz unitaria a la serie de la DTF DF	37
Ilustración XXXVIII Pruebas raíz unitaria a la serie de la DTF PP	37
Ilustración XXXIX Pruebas de co-integración del ICV y la DTF	39
Ilustración XL Modelo VEC final del ICR en función de la DTF.....	39
Ilustración XLI Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la DTF	40
Ilustración XLII Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la DTF	41
Ilustración XLIII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la DTF	41
Ilustración XLIV Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la DTF	42
Ilustración XLV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la DTF.....	42
Ilustración XLVI Representación series de tiempo, involucradas en el pronóstico.....	43
Ilustración XLVII Correlogramas de la serie original del ICR.....	43
Ilustración XLVIII Correlogramas series diferenciadas del ICR.....	45
Ilustración XLIX Pruebas de residuales para el modelo de pronóstico	46
Ilustración L Pronostico del modelo ARIMAX (2,1,0) para el ICR.....	47
Ilustración LI Limites superiores e inferiores del pronóstico del ICR.....	47

Agradecimientos

A todos los docentes de la especialización por su disposición y metodologías para compartir sus conocimientos

A mi asesor de grado por sus orientaciones.

A todos los que de una u otra forma hicieron posible este trabajo. Gracias por su apoyo, su tiempo y su disposición.

Introducción

Las pruebas de resistencia permiten a las entidades adoptar las medidas necesarias para mitigar el riesgo de crédito, al observar el comportamiento de las variables macroeconómicas y su impacto en la estabilidad de los Establecimientos financieros.

Dentro de la estabilidad financiera es importante monitorear los Riesgos inherentes a la operación de crédito, donde el principal riesgo se deriva al presentarse incumplimiento en el pago de los préstamos colocados por parte de las instituciones financieras al público en general, así mismo con el fin de mitigar los riesgos que se presenten estas entidades deben constituir provisiones desde las cuentas del gasto que implican menores ganancias desde el Estado de Resultados (PyG) en cuanto los deudores de los préstamos colocados presenten un mayor incumplimiento.

Es así entonces como la medición de la calidad de la cartera, es uno de los factores más importantes para identificar la cartera riesgosa que ha presentado incumplimiento. Uno de los indicadores que permite identificar la calidad de la cartera se conoce como el Indicador de Cartera Riesgosa (ICR). Al conocer el comportamiento de este indicador que se calcula de manera mensual y al poderse convertir en una serie de tiempo histórica, se convierte de gran importancia establecer su evolución en periodos futuros, así como también los impactos que pueden generar el comportamiento histórico de ciertas variables macroeconómicas.

Con el fin de identificar estos impactos, las series de tiempo permiten realizar este tipo de análisis con la información histórica de las variables. De esta manera inicialmente se identificaron variables que pueden impactar al ICR, luego se revisó la correlación de las variables macroeconómicas con el ICR a fin de establecer si las series históricas evidencian algún tipo de relación. En cuanto se definieron las variables se analizaron los impactos de cada una de las variables macroeconómicas utilizando la Metodología del Vector de corrección de errores, mejor conocido como modelos VEC. Finalmente se construyó un modelo de a partir de un ARIMAX que permitiera establecer el comportamiento del ICR en los próximos doce meses.

Al identificar los impactos y los valores futuros que puede tomar el ICR se puede establecer si estos resultados afectarían la estabilidad de la cartera comercial, vistos desde la calidad de la cartera en el mediano plazo.

Planteamiento del problema:

Tomando como referencia la circular externa 023 de 2019 de la Superintendencia Financiera (SFI), donde se imparten las instrucciones para que las entidades financieras realicen las pruebas de resistencia requeridas por el ente regulador. Estas pruebas permiten encontrar las vulnerabilidades a las que se encuentran expuestas las entidades financieras frente a las variaciones que ha presentado la economía a lo largo de su historia, reflejado en variables Macroeconómicas que se encuentren correlacionadas con la calidad de la cartera comercial¹. De esta manera, permite a las entidades adoptar las medidas necesarias para mitigar los riesgos inherentes, estableciendo niveles adecuados de apetito de Riesgo desde la alta gerencia de cada una de las entidades financieras.

El requerimiento del Regulador consiste en realizar la proyección del Balance General, Estado de Resultados, Indicadores de Rentabilidad, Indicadores de Solvencia, Indicadores de Liquidez para Activos Líquidos e Indicadores de Liquidez para Flujo de Caja, para tres años con un escenario base y un escenario adverso.

El escenario base se elabora a partir de las proyecciones que las entidades utilizaron para su planeación financiera de los años 2019, 2020 y 2021; el escenario adverso se establece a partir de la definición de choques hipotéticos macroeconómicos y de mercado financiero de variables que sean relevantes para el negocio.

Dentro de este trabajo se analizara lo relacionado a la calidad de la cartera que dentro de las pruebas de Resistencia cubre lo relacionado a las cuentas contables de cartera², afectando el pronóstico del Balance General y adicionalmente afectando las cuentas del gasto al calcular el nivel de provisiones constituidas al establecer el incumplimiento de los clientes.

De esta manera el ICR³ mide el saldo de cartera que presenta riesgo de Incumplimiento por parte de los deudores a las diferentes entidades financieras que colocan préstamos dentro de la Modalidad Comercial. Con el fin

¹ La modalidad comercial hace referencia a los préstamos por montos superiores a los 25 salarios mínimos mensuales vigentes, que en su mayoría son contraídos por Pymes y grandes empresas

² Dentro de Los códigos NIIF las cuentas que corresponden a la cartera colocada por los establecimientos financieros son las que empiezan por 14 clasificadas dentro del activo del Balance General.

³ El ICR se construye a partir de una calificación mensual que deben realizar las entidades financieras definidas en el capítulo II de la circular 100 de 1995, donde todas las obligaciones son sometidas a una calificación donde se

de establecer por medio de metodologías de series de tiempo, con las series históricas de las variables se pueda establecer las afectaciones de tipo macroeconómico al ICR, al contrastar los impactos de variables como el Desempleo, Inflación, DTF, Tasa de cambio y Tasa de Intermediación Bancaria.

Formulación del problema

Dados los antecedentes anteriores se formula la siguiente pregunta: ¿Cuál es la incidencia de los choques macroeconómicos a la calidad de la cartera de créditos de la modalidad comercial en Colombia en los próximos tres años y de acuerdo al comportamiento histórico de las series cual sería el pronóstico?

Justificación del problema

Al revisar trabajos precedentes sobre pruebas de resistencia, en el Banco del Perú realizaron una correlación entre variables macroeconómicas y financieras encontrando que variable como el tipo de cambio, el PIB, el nivel de precios o el desempleo guardan cierta correlación con el indicador de morosidad, con el objetivo de observar las relaciones entre estas variables a fin de utilizarse en la elaboración de modelos de proyección y pruebas de estrés del sistema bancario (Espino, Freddy, 2013).

El banco central de Inglaterra por su parte para realizar un pronóstico de variables financieras en función de variables macroeconómicas, por medio de la metodología del Vector Autorregresivo (VAR), estableciendo de esta manera los impactos en diferentes escenarios (Hoggarth, Soresen, & Zicchino, 2005).

Teniendo en cuenta el requerimiento normativo, en el cual el pronóstico se debe realizar a tres años se obtienen mejores resultados al largo plazo con un modelo VEC, para evidenciar los efectos en el ICR de cada una de las variables macroeconómicas.

Hacia enero de 1980 Christopher Sims para resolver el problema de estimar un sistema de ecuaciones en forma conjunta, desarrolló los Vectores Autorregresivos que permitieran estimar los efectos de las variables y los

clasifican en A, B, C, D o E de acuerdo a su comportamiento de pago, donde los créditos diferentes a "A" corresponden a los que deterioren el Indicador.

parámetros de un modelo a partir de funciones de impulso y respuesta, que se construyen a partir de los rezagos de la propia información de las variables. De esta manera se puede establecer la relación de causalidad entre variables, que entre sus principales aplicaciones se encuentra la evaluación de cambios de política Económica.

Sin embargo, Soren Johansen encontró que la mayoría de las series de tiempo no son estacionarias y por lo tanto los resultados de estas series pueden aparentar tener una relación entre sí pero es posible que ninguna de estas variables tenga un efecto sobre la otra, a lo que se denomina como relación espuria.

Así entonces, la metodología de Johansen consiste en un procedimiento multivariado en el que se realizan unas pruebas de cointegración de las variables en el largo plazo, donde inicialmente se debe garantizar que las series no presenten raíces unitarias. A continuación se debe especificar un modelo VAR en el que sus residuos presenten ruido blanco. Para determinar el rango de cointegración se aplica el procedimiento de máxima verosimilitud realizando las pruebas de traza y de valor propio (Eigenvalue). Finalmente se estima un modelo de Vector de corrección de errores (VEC) determinando la relación de causalidad entre las variables del modelo. De esta manera, en cuanto las series se encuentren cointegradas en el largo plazo, estarán enlazadas a lo largo del tiempo permitiendo evidenciar su relación de causalidad.

Los modelos ARIMAX son una extensión de los modelos ARIMA (Modelo Integrado Autorregresivo y de medias móviles) donde adicionalmente se incorpora al modelo un componente exógeno que suministra mayor información que permite mejorar el pronóstico (Martinez Orozco, Guzman Aguilar, Perez Ramirez, & Marin Rodriguez, 2017). Este modelo entonces está compuesto por un componente de integración que indica el orden en el que la variable es estacionaria, Un componente Autorregresivo (AR) el cual indica que el pronóstico se calcula a partir de los rezagos de la serie histórica, los Promedios Móviles (MA) que señalan el número de los rezagos de los términos de error con los que se realiza el pronóstico y por último el componente exógeno (X), que corresponde al uso de variables independientes dentro del modelo (Newsham & Birt, 2010).

De esta manera para el pronóstico del ICR se construirá un modelo ARIMAX tomando las variables macroeconómicas con las que constituyen el componente exógeno.

Objetivos

Objetivo General

Estimar un modelo de pronóstico que permita evidenciar el comportamiento del Indicador de Cartera Riesgosa de la modalidad comercial frente a variables macroeconómicas, estableciendo el impacto de cada variable.

Objetivos Específicos

- ✓ Identificar la correlación que presentan las variables macroeconómicas con el Indicador de Cartera Riesgosa ICR.
- ✓ Establecer el impacto de las variables macroeconómicas al ICR por medio de modelos VEC por medio de la función de impulso respuesta, estimados a 36 meses hacia adelante.
- ✓ Determinar el pronóstico del ICR por medio de la construcción de un modelo ARIMAX estimando el comportamiento del indicador durante los siguientes 12 meses.

Descripción de las variables del modelo

Variable a pronosticar

Indicador de Cartera Riesgosa (ICR)

El capítulo 2 de la circular 100 de 1995 de la Superintendencia Financiera menciona la metodología de calificación de las obligaciones crediticias. De esta manera, tomando como referencia la modalidad de crédito de cada obligación (Comercial, Consumo, Microcrédito y Vivienda) y los días de mora alcanzados al cierre de mes, las entidades financieras deben asignar una calificación de riesgo, que clasifica a los clientes en calificaciones de la A – E, donde A refleja un correcto cumplimiento con los pagos de obligación y a partir de la letra B-E refleja incumplimiento.

Las entidades financieras están obligadas a reportar esta información a la Superintendencia Financiera y por medio de los Indicadores financieros generados mensualmente por esta entidad, se pueden obtener las cifras de los

saldos reportados de los clientes por calificación y de esta manera, construir un indicador que refleje el porcentaje de clientes incumplidos frente al total de la cartera Bruta de cada mes.

Para efectos del pronóstico, la serie de tiempo se construye con la información mensual de este indicador, empezando desde enero de 2009 hasta diciembre de 2018.

Variables Macroeconómicas

Para las demás variables se tomara este mismo periodo de tiempo a fin de obtener pronósticos consistentes.

Tasa de desempleo

Para definir la tasa de desempleo, inicialmente se debe considerar a la Población Económicamente Activa (PEA), que se encuentra conformada por las personas en edad de trabajar, que trabajan o se encuentran buscando empleo. Así entonces este grupo se encuentra dividido entre la Población Ocupada, los ocupados temporales y los Desocupados.

Estos últimos de acuerdo a la definición del DANE, son personas que en la última semana de referencia se encontraban desempleados, se encontraban buscando empleo en el último mes (DANE, 2016).

De esta manera, la tasa de desempleo indica el porcentaje de personas desocupadas (D) como porcentaje de la población económicamente activa (PEA).

La fuente de esta serie de tiempo es el Banco de la Republica, donde la información se encuentra consolidada con una periodicidad mensual.

Inflación

La inflación representa la variación porcentual entre dos periodos del Índice de Precios al Consumidor (IPC). El cálculo de este Índice se realiza a través de las mediciones mensuales que realiza el DANE de la evolución del costo promedio de la canasta familiar conformada por los bienes y servicios más representativos dentro del consumo final de los hogares.

La fuente de esta serie de tiempo es el Banco de la Republica, donde la información se encuentra consolidada con una periodicidad mensual.

DTF

Es una tasa de referencia que permite establecer el promedio de las tasa de interés que pagan las entidades financieras por los depósitos a término fijo que realizan los ahorradores.

La fuente de esta serie de tiempo es el Banco de la Republica, donde la información se encuentra consolidada con una periodicidad semanal, tomando únicamente la que corresponde a la última semana de cada mes.

Tasa de cambio

La tasa de cambio o Tasa Representativa del Mercado (TRM) constituye la cantidad de Pesos Colombianos equivalentes a un dólar de los Estados Unidos y se calcula con base a las operaciones de compra y venta de las divisas entre los intermediarios financieros. La fuente de esta serie de tiempo es el Banco de la Republica, donde la información se encuentra consolidada con una periodicidad mensual.

Tasa de Intermediación Bancaria

Es la tasa de interés promedio a la que las entidades financieras se realizan préstamos entre sí, con plazos efectivos de un día y sin ningún tipo de garantía. Esta tasa permite reflejar la liquidez en el mercado monetario interno. La fuente de esta serie de tiempo es el Banco de la Republica, donde la información se encuentra consolidada con una periodicidad semanal, tomando únicamente la que corresponde a la última semana de cada mes.

Choque macroeconómico

Un choque macroeconómico está representado por cambios importantes en variables de la economía como por ejemplo una caída importante del Producto Interno Bruto o un aumento considerable del tasa de desempleo. De esta manera resulta importante contrastar estos choques frente a otras variables con el fin de evidenciar los impactos generados.

Es importante mencionar que en el marco de un escenario de estrés o de las pruebas de resistencia, tiene como objetivo la identificación de riesgos de tipo macroeconómico, que permitan a las entidades financieras establecer planes de choque en caso de materializarse dichos riesgos que pongan en juego la estabilidad financiera de las entidades financieras (Asobancaria, 2015). De tal forma que

“Si este choque dejará insolvente a alguna entidad que fuera deudora neta en el mercado interbancario, ésta dejaría de cumplir con sus obligaciones, de forma que aquella o aquellas entidades que fuesen sus acreedoras deberían enfrentar dos choques: el choque macro supuesto inicialmente y el choque micro dado por el cese de pagos de la primera entidad.” (Banco de la Republica, 2008)

Marco Metodológico

Teniendo en cuenta que lo solicitado por la SFI abarca varias fuentes de información, en este trabajo únicamente se enfocará en la proyección de las provisiones y de la cartera vencida que hacen parte de la sección del Balance General. Para tal fin, se realizará la proyección del Indicador de Calidad de Riesgo ICR para la modalidad comercial de todo el sector financiero, con los datos obtenidos con la información mensual suministrada por la SFI en los indicadores gerenciales de las entidades financieras.

En cuanto a las variables macroeconómicas se obtuvieron las series históricas del Desempleo, Inflación, DTF, Tasa de cambio y Tasa de Intermediación Bancaria obtenidas del DANE y del Banco de la República. Estas variables se escogen teniendo en cuenta el impacto que presentan sobre variables financieras, que como se mencionara en el marco de referencia, han sido las más utilizadas en estudios similares realizados por entidades financieras.

En total se construyó una serie histórica de estas variables con 120 meses de la siguiente manera:

MES	ICR	Cartera Bruta Comercial	PIB	Consumo	Desempleo	DTF	TCM	TIB	Inflacion
200901	0.037	14115120.440	144945	98884.8599	14.2485791	0.0979	2420.26	0.0929	0.07416099
200902	0.036	14398961.640	144945	98884.8599	12.4886023	0.0902	2555.89	0.0896	0.07522529
200903	0.037	14410470.260	144945	98884.8599	11.9918621	0.0768	2561.21	0.07	0.06667826
200904	0.039	13828678.260	150188	100102.973	12.1408216	0.0687	2289.73	0.0702	0.0627491
200905	0.039	13818812.040	150188	100102.973	11.6639081	0.0611	2140.66	0.0599	0.06174865
200906	0.039	13816000.710	150188	100102.973	11.3382381	0.054	2158.67	0.0451	0.05780437
200907	0.041	13899884.620	153556	101536.986	12.6320611	0.0524	2043.37	0.0432	0.05033932
200908	0.040	14326093.700	153556	101536.986	11.7434569	0.0502	2035	0.0428	0.04812777
200909	0.041	14449488.550	153556	101536.986	12.1559627	0.0477	1922	0.0398	0.04583307
200910	0.041	14489134.750	164447	109743.513	11.5455065	0.0445	1993.8	0.0396	0.03986983

Ilustración I Construcción de series históricas

Por la complejidad del requerimiento para este trabajo únicamente se abordara el pronóstico del escenario base, las series de datos de las variables macroeconómicas deben ser sometidas a un pronóstico individual para obtener un escenario base, de forma tal que se pueda conocer el impacto de cada variable en el ICR y construir un pronóstico para los próximos tres años.

Correlación de las variables

El análisis de correlación indica una relación directa entre el desempleo y el ICR, evidenciando que con mayores niveles de desempleo se incrementa el Indicador de Calidad, dado que disminuirían los niveles de producción de las empresas y la cartera comercial tendería a deteriorarse, tomando en cuenta que al caer la producción sucedería lo mismo con los ingresos operacionales por lo cual el sector productivo carecería de recursos suficientes para atender sus obligaciones crediticias.

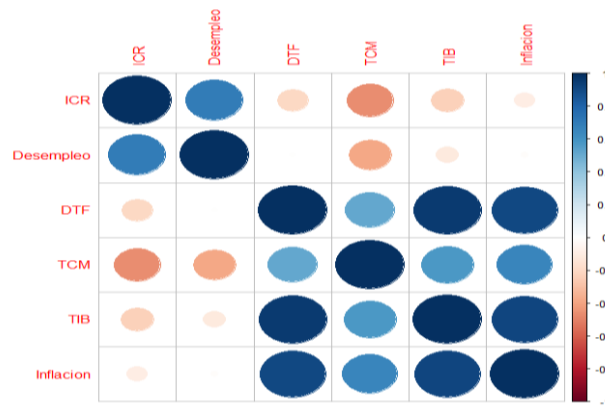


Ilustración II: Correlación del ICR y Variables Macroeconómicas

En segundo lugar se aprecia que la TCM presenta una relación inversa con este indicador de calidad, en cuanto se aprecian síntomas de devaluación del Peso colombiano respecto al dólar, es decir se evidencia un aumento de la TCM, las empresas deudoras de la modalidad comercial que sean exportadoras percibirán mayores ingresos producto de sus ventas en dólares por lo que podrán atender sin mayores complicaciones su deudas, cuando estas se encuentren denominadas en pesos. Caso contrario si estas obligaciones se denominan en dólares estas se encarecerían perjudicando a quienes contraigan este tipo de créditos.

En tercer lugar se evidencia que la Tasa Interbancaria y el ICR tienen una relación inversa dado que en cuanto las obligaciones que contraen los establecimientos financieros tengan una menor tasa, estas pueden contar con mayores recursos para prestarlos al público y de esta manera el total del saldo de la cartera comercial podrá seguir aumentando al realizar nuevos desembolsos, mitigando los efectos que se puedan generar con la cartera incumplida.

En cuarto lugar cuando la DTF disminuye el ICR aumenta, sustentado en la pérdida de incentivos de los ahorradores en invertir en CDTs en el mediano plazo por lo que las entidades tendrán menos recursos para prestar y al contraer préstamos interbancarios con otras entidades por lo cual tendrán que aumentar sus tasas de interés de colocación generando afectaciones directas a los deudores que contraen obligaciones con tasas variables aumentando la posibilidad de incumplimiento de sus pagos generando un mayor deterioro en la cartera.

Por último, al evaluar la relación entre la inflación y el ICR se encontró que tienen una correlación casi nula, de esta manera no se tendrá en cuenta tanto para el estudio de impactos como para el pronóstico.

Impacto de las variables Macroeconómicas en el ICR

Para establecer el impacto de cada una de las variables en el pronóstico del ICR en el largo plazo, por medio de la metodología de Vector de autocorrelación corregida (VEC), se establecerán la relación de cointegración en el largo plazo y se evaluarán los coeficientes analizando cada una de las variables macroeconómicas frente al ICR.

ICR vs Desempleo

En los últimos diez años, se evidencia una relación directa entre las series del desempleo y el ICR. El desempleo es una serie estacionaria, por lo cual es necesario realizar diferenciación de la serie.

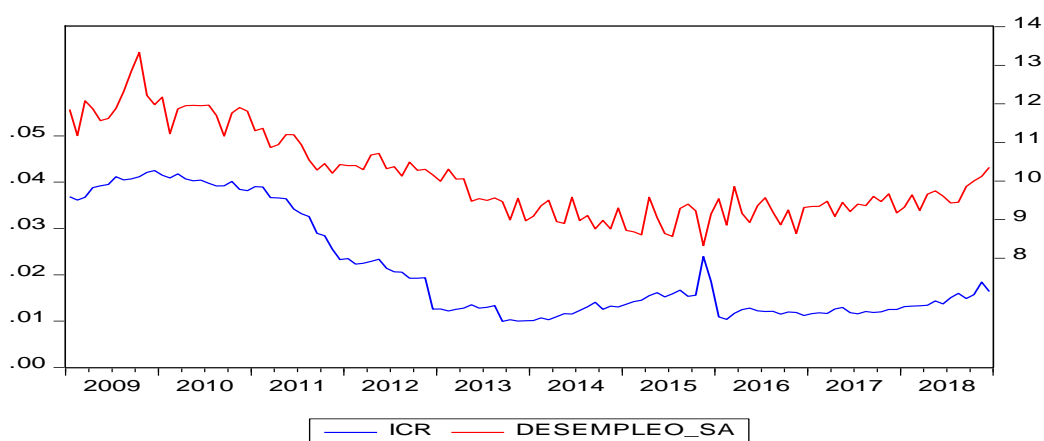


Ilustración III Evolución Histórica del ICR vs Desempleo desestacionalizado

Las pruebas realizadas a la serie de TCM diferenciada permiten establecer por medio de la prueba Dickey Fuller que se rechaza la hipótesis nula que la serie presenta raíz unitaria.⁴

Null Hypothesis: DICR has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9.667652	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.487046	
5% level	-2.886290	
10% level	-2.580046	

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

Ilustración IV Pruebas raíz unitaria a la serie del ICR

Null Hypothesis: DDES 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.

Ilustración V Pruebas raíz unitaria a la serie del desempleo

Al realizar pruebas de co-integración de las series ICV y desempleo se rechaza la hipótesis nula que supone que no hay ecuaciones co-integradas. De esta manera es posible construir un pronóstico al largo plazo. Adicionalmente se encuentra que en adelante el criterio de significancia que se utilizara para pronosticar la serie será del 0.05.

⁴ Los resultados de las pruebas de raíz unitaria del ICR son las mismas al compararse con cualquiera de las demás variables, por lo tanto siempre se usara la serie diferenciada de esta variable para construir modelo.

Sample (adjusted): 2009M04 2018M12
 Included observations: 117 after adjustments
 Trend assumption: Linear deterministic trend
 Series: DICR DDES
 Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	Critical Value	Prob.**
None *	0.525022	153.3071	15.49471	0.0001
At most 1 *	0.432111	66.20206	3.841466	0.0000

Trace test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level
 * denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
 **MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	Critical Value	Prob.**
None *	0.525022	87.10506	14.26460	0.0000
At most 1 *	0.432111	66.20206	3.841466	0.0000

Max-eigenvalue test indicates 2 cointegrating eqn(s) at the 0.05 level
 * denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level
 **MacKinnon-Haug-Michelis (1999) p-values

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):

DICR	DDES
-288.9662	4.048078
815.0751	1.855637

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(DICR)	0.000782	-0.001211
D(DDES)	-0.354625	-0.096047

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood 512.9782

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

DICR	DDES
1.000000	-0.014009
	(0.00137)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(DICR)	-0.225922
	(0.05401)
D(DDES)	102.4747
	(9.99237)

Ilustración VI Pruebas de co-integración del ICV y el Desempleo desestacionarizado

Por medio del AIC se identificó el mejor modelo VEC al utilizar 5 rezagos, el modelo indica una relación inversa entre el ICR y el desempleo evidenciando que al aumentar el desempleo el indicador de cartera riesgosa aumenta.

	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	1_6
VEC	1	2	3	4	5	6
AIC	-6.431135	-6.818407	-6.902582	-7.008339	-7.104353	-7.068665

Error Correction:	D(DICR)	D(DDES)
CointEq1	-0.159980	173.6777

Ilustración VII Modelo VEC final del del ICR en función del Desempleo

DICR = 173.6777 dDESt

Estimation Proc:

VAR Model - Substituted Coefficients:

=====
(DICR) = - 0.159979593333*(DICR(-1) - 0.0126444248147*DDES(-1) - 0.000102399809044) -
0.687348940576*D(DICR(-1)) - 0.84947673256*D(DICR(-2)) - 0.574375730621*D(DICR(-3)) -
0.370453232005*D(DICR(-4)) - 0.259942300548*D(DICR(-5)) - 0.00184285095866*D(DDES(-1)) -
0.00156424844804*D(DDES(-2)) - 0.00102639602883*D(DDES(-3)) - 0.000505052551111*D(DDES(-4)) -
0.000463224841863*D(DDES(-5)) - 1.28150556979e-05

(DDES) = 173.677657773*(DICR(-1) - 0.0126444248147*DDES(-1) - 0.000102399809044) -
149.130956347*D(DICR(-1)) - 58.0275618923*D(DICR(-2)) - 78.0507362997*D(DICR(-3)) -
61.6701345041*D(DICR(-4)) - 51.6294717035*D(DICR(-5)) + 0.954307366252*D(DDES(-1)) +
0.595534035146*D(DDES(-2)) + 0.26924783173*D(DDES(-3)) + 0.0472624040234*D(DDES(-4)) -
0.217698541524*D(DDES(-5)) + 0.00318879563999

Las pruebas de normalidad del modelo indican que los residuales presentan una distribución normal, al rechazar la hipótesis nula de la inexistencia de normalidad de los residuales.

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

Component	Skewness	Chi-sq	Df	Prob.*
1	-0.064249	0.077742	1	0.7804
2	1.171189	25.83337	1	0.0000
Joint		25.91111	2	0.0000

Component	Kurtosis	Chi-sq	Df	Prob.
-----------	----------	--------	----	-------

1	11.01835	302.7173	1	0.0000
2	4.230575	7.129903	1	0.0076
Joint		309.8472	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	302.7950	2	0.0000
2	32.96327	2	0.0000
Joint	335.7583	4	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient Estimation

Ilustración VIII Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función del Desempleo

La pruebas de independencia permiten evidenciar un buen ajuste de los residuales indicando que las series no se encuentran auto correlacionadas.

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 113

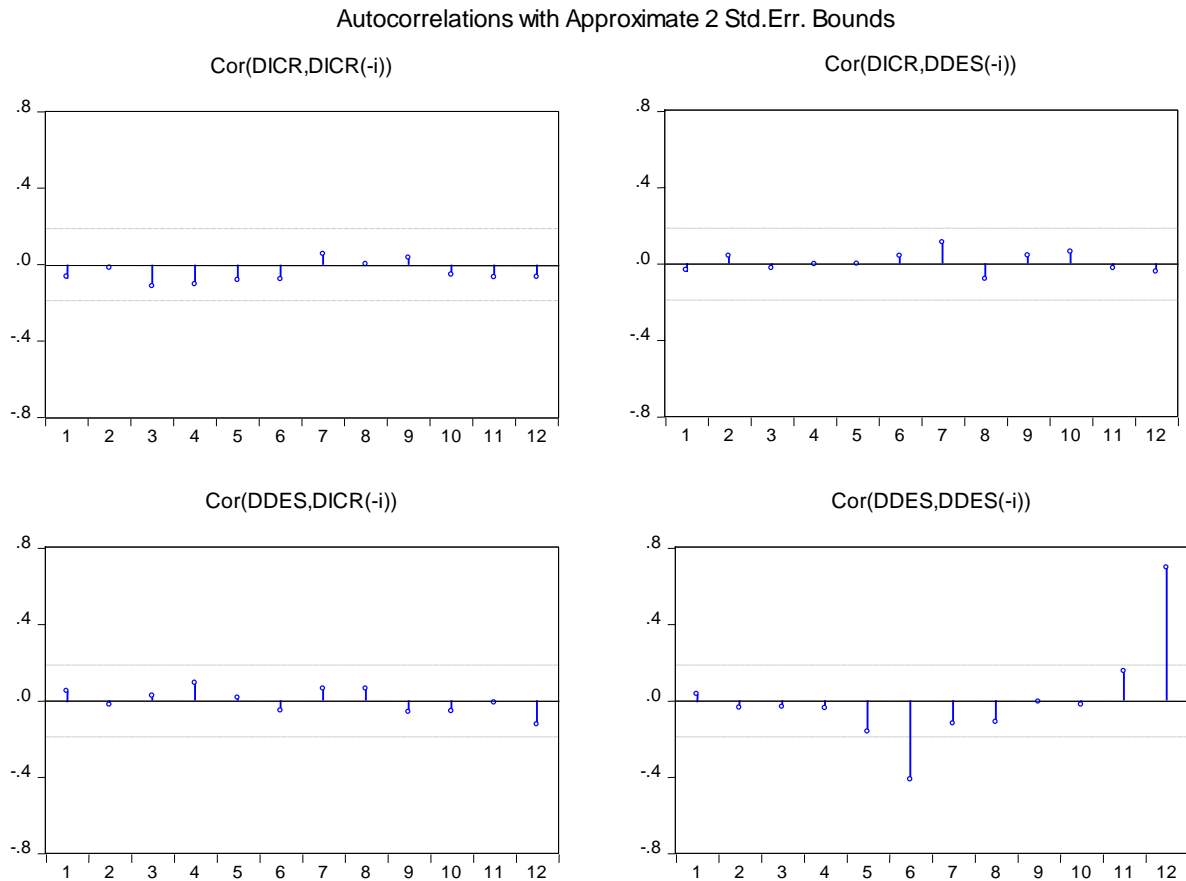
Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	Df	Prob.
1	4.939522	4	0.2936	1.244144	(4, 196.0)	0.2936
2	3.299343	4	0.5090	0.827559	(4, 196.0)	0.5090
3	7.426364	4	0.1150	1.882425	(4, 196.0)	0.1150
4	6.254166	4	0.1810	1.580561	(4, 196.0)	0.1810
5	12.04550	4	0.0170	3.089583	(4, 196.0)	0.0170
6	105.7453	4	0.0000	34.81387	(4, 196.0)	0.0000

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	Df	Prob.
1	4.939522	4	0.2936	1.244144	(4, 196.0)	0.2936
2	6.576142	8	0.5830	0.823174	(8, 192.0)	0.5831

3	10.36415	12	0.5840	0.864303	(12, 188.0)	0.5843
4	18.52549	16	0.2940	1.171294	(16, 184.0)	0.2946
5	39.22121	20	0.0063	2.075597	(20, 180.0)	0.0063
6	130.8471	24	0.0000	7.430007	(24, 176.0)	0.0000

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

Ilustración IX Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función del Desempleo



La prueba inversa de las raíces de los polinomios indica que no hay más de una raíz unitaria en los residuales.

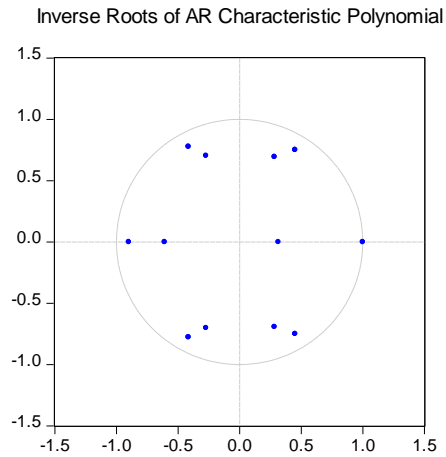


Ilustración XI Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función del Desempleo

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: DICR DDES
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 5

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.897965	0.897965
-0.414266 - 0.777652i	0.881113
-0.414266 + 0.777652i	0.881113
0.451739 - 0.750215i	0.875723
0.451739 + 0.750215i	0.875723
-0.271638 - 0.702671i	0.753348
-0.271638 + 0.702671i	0.753348
0.284774 - 0.694259i	0.750394
0.284774 + 0.694259i	0.750394
-0.607245	0.607245
0.314919	0.314919

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Ilustración XII Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función del Desempleo

A continuación se presentan los resultados a partir de la generación de impulso respuesta de los cambios del desempleo en el Indicador de Cartera Riesgosa. Evidenciando cambios importantes hasta los cuatro primeros meses y en adelante el ICR mantiene un comportamiento estable.

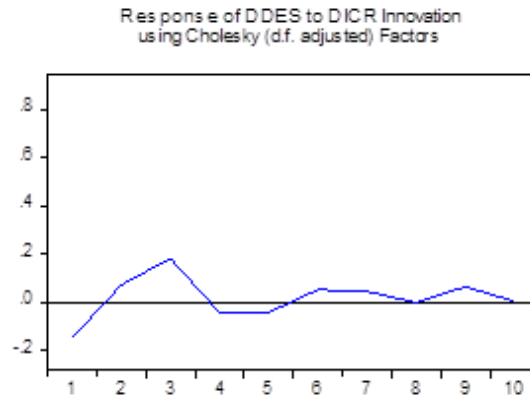


Ilustración XIII Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función del Desempleo

ICR vs Tasa de cambio

La serie original de la tasa de cambio mensual indica que existe tendencia por lo cual por lo cual debe diferenciarse. Al comparar con el ICR diferenciado no es posible evidenciar gráficamente la relación con la variable, que se espera poderse determinar en cuanto se calculen las pruebas de raíz unitaria.

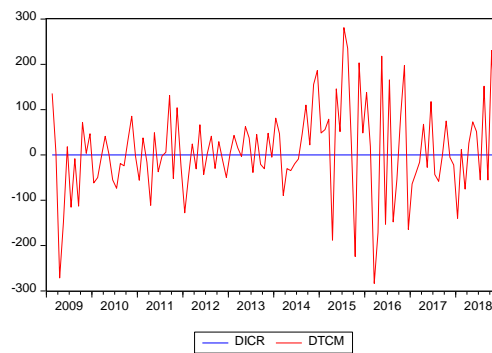


Ilustración XIV Evolución Histórica del ICR vs Tasa de Cambio (TCM)

Las pruebas realizadas a la serie de TCM diferenciada permiten establecer que tanto por Dickey Fuller como por Phillips Perron, que se rechazar la hipótesis nula que la serie presenta raíz unitaria.

Null Hypothesis: DTCM has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 6 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.221409	0.0010

Test critical values:	1% level	-3.489659
	5% level	-2.887425
	10% level	-2.580651

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

Ilustración XV Pruebas raíz unitaria a la serie del Tasa de Cambio (TCM) DF

Null Hypothesis: DTCM has a unit root
 Exogenous: Constant
 Bandwidth: 3 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-11.00649	0.0000
Test critical values:		
	1% level	-3.486551
	5% level	-2.886074
	10% level	-2.579931

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

Residual variance (no correction)	9520.658
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	9523.393

Ilustración XVI Pruebas raíz unitaria a la serie del Tasa de Cambio (TCM) PP

Al realizar pruebas de co-integración de las series ICV y TCM se rechaza la hipótesis nula que supone que no hay ecuaciones co-integradas. De esta manera es posible construir un pronóstico al largo plazo. Adicionalmente se encuentra que en adelante el criterio de significancia que se utilizara para pronosticar la serie será del 0.05.

Sample (adjusted): 2009M04 2018M12
 Included observations: 117 after adjustments
 Trend assumption: Linear deterministic trend
 Series: DICR DTCM
 Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.462742	121.8418	15.49471	0.0001
At most 1 *	0.343023	49.15248	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.462742	72.68937	14.26460	0.0000
At most 1 *	0.343023	49.15248	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):

DICR	DTCM
-864.7827	0.000107
-83.54614	-0.014665

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(DICR)	0.001394	0.000275
D(DTCM)	-18.84176	68.53682

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood -134.8375

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

DICR	DTCM
1.000000	-1.24E-07 (1.7E-06)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(DICR)	-1.205917 (0.12807)
D(DTCM)	16294.03 (9662.06)

Ilustración XVII Pruebas de co-integración del ICR y la Tasa de Cambio (TCM)

Por medio del AIC se identificó el mejor modelo VEC al utilizar 6 rezagos, el modelo indica una relación inversa entre el ICR y la TCM evidenciando que a una menor tasa de cambio el indicador de cartera riesgosa aumenta.

	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	1_6
VEC	1	2	3	4	5	6
AIC	2.475854	2.098734	2.083250	2.149066	1.984597	1.978164

Error Correction: D(DICR) D(DTCM)

CointEq1 -0.045373 35858.84

Ilustración XVIII Modelo VEC final del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

Dicr = -35858.84 dTCMt

$$\begin{aligned} & \text{=====} \\ (\text{DICR}) = & -0.0453727179049 * (\text{DICR}(-1) - 2.74390643552e-05 * \text{DTCM}(-1) + 0.00049611513746) - \\ & 0.819165910687 * \text{D}(\text{DICR}(-1)) - 0.888058314148 * \text{D}(\text{DICR}(-2)) - 0.62714746979 * \text{D}(\text{DICR}(-3)) - \\ & 0.423038125217 * \text{D}(\text{DICR}(-4)) - 0.336624422901 * \text{D}(\text{DICR}(-5)) - 0.164194221455 * \text{D}(\text{DICR}(-6)) - 5.53977200374e- \\ & 06 * \text{D}(\text{DTCM}(-1)) - 4.40472108734e-06 * \text{D}(\text{DTCM}(-2)) + 4.16056843362e-07 * \text{D}(\text{DTCM}(-3)) + 1.03519764866e- \\ & 07 * \text{D}(\text{DTCM}(-4)) + 7.14435922866e-07 * \text{D}(\text{DTCM}(-5)) + 1.43028638949e-06 * \text{D}(\text{DTCM}(-6)) + 6.22368036397e-06 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (\text{DTCM}) = & 35858.8391952 * (\text{DICR}(-1) - 2.74390643552e-05 * \text{DTCM}(-1) + 0.00049611513746) - \\ & 24785.4453861 * \text{D}(\text{DICR}(-1)) - 20143.7826272 * \text{D}(\text{DICR}(-2)) - 9621.69727256 * \text{D}(\text{DICR}(-3)) - 8541.1485468 * \text{D}(\text{DICR}(- \\ & 4)) - 7940.24333745 * \text{D}(\text{DICR}(-5)) - 67.9946740684 * \text{D}(\text{DICR}(-6)) - 0.0488680306004 * \text{D}(\text{DTCM}(-1)) + \\ & 0.0382273643568 * \text{D}(\text{DTCM}(-2)) - 0.0729890246723 * \text{D}(\text{DTCM}(-3)) - 0.151552003533 * \text{D}(\text{DTCM}(-4)) - \\ & 0.0813061982229 * \text{D}(\text{DTCM}(-5)) + 0.242982828036 * \text{D}(\text{DTCM}(-6)) + 1.09695551123 \end{aligned}$$

Las pruebas de normalidad del modelo indican que los residuales presentan una distribución normal, al rechazar la hipótesis nula de la inexistencia de normalidad de los residuales.

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	-0.895747	14.97745	1	0.0001
2	0.416855	3.243669	1	0.0717
Joint		18.22112	2	0.0001

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	6.981331	73.97133	1	0.0000
2	3.581351	1.577190	1	0.2092
Joint		75.54852	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	88.94878	2	0.0000
2	4.820859	2	0.0898
Joint	93.76964	4	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient Estimation

Ilustración XIX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

La pruebas de independencia permiten evidenciar un buen ajuste de los residuales indicando que las series no se encuentran auto correlacionadas.

VEC Residual Serial Correlation LM Tests

Sample: 2009M01 2018M12

Included observations: 112

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	Df	Prob.	Rao F-stat	Df	Prob.
1	4.619027	4	0.3287	1.162713	(4, 190.0)	0.3287
2	5.787247	4	0.2156	1.461263	(4, 190.0)	0.2156
3	2.097946	4	0.7177	0.524616	(4, 190.0)	0.7178
4	1.446513	4	0.8361	0.361101	(4, 190.0)	0.8361
5	10.59614	4	0.0315	2.709633	(4, 190.0)	0.0315
6	12.37454	4	0.0148	3.179317	(4, 190.0)	0.0148
7	0.670981	4	0.9549	0.167160	(4, 190.0)	0.9549

Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h

Lag	LRE* stat	Df	Prob.	Rao F-stat	Df	Prob.
1	4.619027	4	0.3287	1.162713	(4, 190.0)	0.3287
2	10.61920	8	0.2242	1.343726	(8, 186.0)	0.2243
3	11.56135	12	0.4815	0.967279	(12, 182.0)	0.4818
4	11.89542	16	0.7511	0.738832	(16, 178.0)	0.7516
5	18.14403	20	0.5779	0.906795	(20, 174.0)	0.5790
6	26.10982	24	0.3476	1.099167	(24, 170.0)	0.3495
7	30.42167	28	0.3433	1.098266	(28, 166.0)	0.3462

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

Ilustración XX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

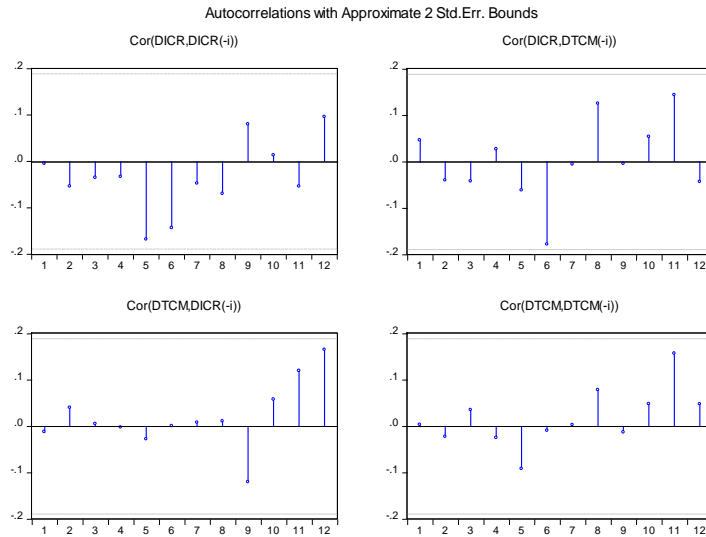


Ilustración XXI Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

La prueba inversa de las raíces de los polinomios indica que no hay más de una raíz unitaria en los residuales.

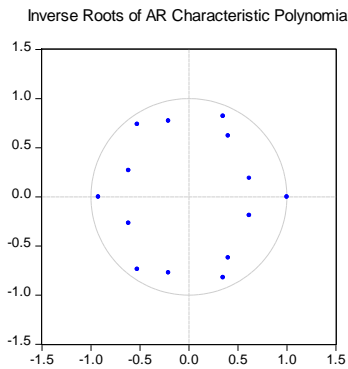


Ilustración XXII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: DICR DTCM
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 6

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.923948	0.923948
-0.527033 - 0.737966i	0.906840
-0.527033 + 0.737966i	0.906840
0.348421 - 0.820690i	0.891588
0.348421 + 0.820690i	0.891588
-0.208154 - 0.773030i	0.800564
-0.208154 + 0.773030i	0.800564
0.400640 - 0.621188i	0.739180

0.400640 + 0.621188i	0.739180
-0.616813 - 0.268369i	0.672667
-0.616813 + 0.268369i	0.672667
0.616244 - 0.190004i	0.644870
0.616244 + 0.190004i	0.644870

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Ilustración XXIII Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

A continuación se presentan los resultados a partir de la generación de impulso respuesta de los cambios de la tasa de cambio en el Indicador de Cartera Riesgosa. Evidenciando cambios importantes en los dos primeros años y en el último año estabilizándose.

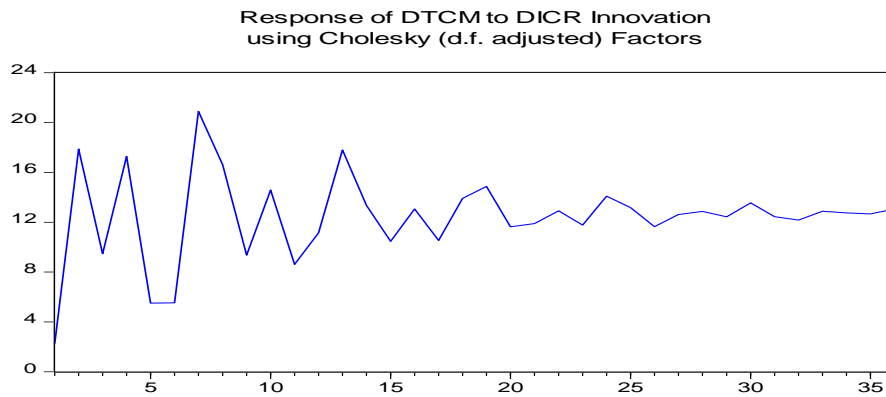


Ilustración XXIV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la Tasa de Cambio (TCM)

ICR vs TIB

La serie original de la Tasa de intermediación Bancaria mensual indica que existe tendencia por lo cual por lo cual debe diferenciarse. Al comparar con el ICR diferenciado Se evidencia una relación inversa entre las dos variables en el periodo de estudio.

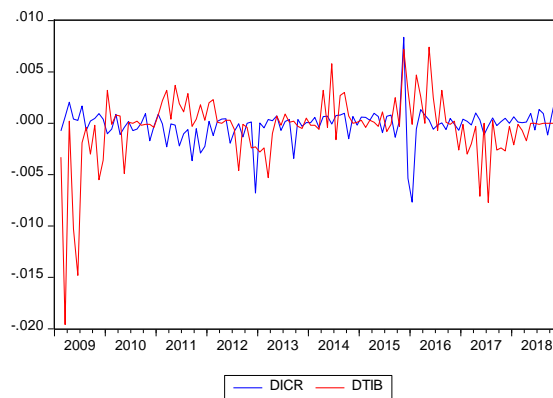


Ilustración XXV Evolución Histórica del ICR vs TIB

Las pruebas realizadas a la serie de TIB diferenciada permiten establecer que tanto por Dickey Fuller como por Phillips Perron, se rechaza la hipótesis nula que la serie presenta raíz unitaria.

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3.517716	0.0091
Test critical values:		
1% level	-3.487550	
5% level	-2.886509	
10% level	-2.580163	

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

Ilustración XXVI Pruebas raíz unitaria a la serie de la TIB DF

Null Hypothesis: DTIB has a unit root
 Exogenous: Constant
 Bandwidth: 6 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-9.161587	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.486551	
5% level	-2.886074	
10% level	-2.579931	

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

Residual variance (no correction)	1.07E-05
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	1.76E-05

Ilustración XXVII Pruebas raíz unitaria a la serie de la TIB PP

Al realizar pruebas de co-integración de las series ICV y TIB se rechaza la hipótesis nula que supone que no hay ecuaciones co-integradas. De esta manera es posible construir un pronóstico al largo plazo. Adicionalmente se encuentra que en adelante el criterio de significancia que se utilizara para pronosticar la serie será del 0.05.

Sample (adjusted): 2009M04 2018M12
 Included observations: 117 after adjustments
 Trend assumption: Linear deterministic trend
 Series: DICR DTIB
 Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.469362	104.1807	15.49471	0.0001
At most 1 *	0.226445	30.04074	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.469362	74.13994	14.26460	0.0000
At most 1 *	0.226445	30.04074	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):

DICR	DTIB
-853.6605	-118.9067
179.2357	-360.5441

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(DICR)	0.001436	-0.000107
D(DTIB)	0.000457	0.001306

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood 1113.698

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

DICR	DTIB
1.000000	0.139290
	(0.04421)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(DICR)	-1.226264
	(0.12398)
D(DTIB)	-0.389749
	(0.22381)

Ilustración XXVIII Pruebas de co-integración del ICV y la TIB

Por medio del AIC se identificó el mejor modelo VEC al utilizar 6 rezagos, el modelo indica una relación inversa entre el ICV y la TIB evidenciando que a una menor Tasa Interbancaria el indicador de cartera riesgosa aumenta.

	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	1_6
VEC	1	2	3	4	5	6
AIC	-18.79614	-19.16836	-19.10548	-19.13799	-19.19369	-19.30878

Error Correction:	D(DICR)	D(DTIB)
CointEq1	-0.840559	-0.050968

Ilustración XXIX Modelo VEC final del ICR en función de la TIB

DICR = -0.050968 dTIBt

VAR Model - Substituted Coefficients:

=====
(DICR) = - 0.840559178794*(DICR(-1) + 0.128819074127*DTIB(-1) + 0.000202945883929) -
0.12805841834*D(DICR(-1)) - 0.418680695302*D(DICR(-2)) - 0.299915961469*D(DICR(-3)) -
0.227393148471*D(DICR(-4)) - 0.218831547313*D(DICR(-5)) - 0.0401920770471*D(DICR(-6)) +
0.0536820232515*D(DTIB(-1)) + 0.0709006366141*D(DTIB(-2)) - 0.0231014234146*D(DTIB(-3)) -
0.0675632900036*D(DTIB(-4)) - 0.0444161066833*D(DTIB(-5)) - 0.0368147232698*D(DTIB(-6)) - 1.31312035909e-
05

(DTIB) = - 0.0509679579387*(DICR(-1) + 0.128819074127*DTIB(-1) + 0.000202945883929) +
0.283834092339*D(DICR(-1)) + 0.192922104318*D(DICR(-2)) + 0.234714943387*D(DICR(-3)) +
0.189934528615*D(DICR(-4)) - 0.130501247941*D(DICR(-5)) + 0.0588282024147*D(DICR(-6)) -
0.805999937478*D(DTIB(-1)) - 0.345095923378*D(DTIB(-2)) - 0.126776787868*D(DTIB(-3)) -
0.142962136411*D(DTIB(-4)) + 0.0489242492153*D(DTIB(-5)) + 0.128129250929*D(DTIB(-6)) + 6.20575660224e-
05

Las pruebas de normalidad del modelo indican que los residuales presentan una distribución normal, al rechazar la hipótesis nula de la inexistencia de normalidad de los residuales.

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	-0.164499	0.505118	1	0.4773
2	-0.228504	0.974661	1	0.3235
Joint		1.479779	2	0.4772

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	11.18222	312.4275	1	0.0000
2	3.513410	1.230088	1	0.2674
Joint		313.6575	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
-----------	-------------	----	-------

1	312.9326	2	0.0000
2	2.204749	2	0.3321
Joint	315.1373	4	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient estimation

Ilustración XXX Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la TIB

La pruebas de independencia permiten evidenciar un buen ajuste de los residuales indicando que las series no se encuentran auto correlacionadas.

VEC Residual Serial Correlation LM Tests

Sample: 2009M01 2018M12

Included observations: 112

Null hypothesis: No serial correlation at lag h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	8.391647	4	0.0782	2.133452	(4, 190.0)	0.0782
2	0.636770	4	0.9589	0.158623	(4, 190.0)	0.9589
3	6.559195	4	0.1611	1.659546	(4, 190.0)	0.1611
4	3.984181	4	0.4082	1.001237	(4, 190.0)	0.4082
5	3.191771	4	0.5263	0.800434	(4, 190.0)	0.5263
6	2.257383	4	0.6885	0.564722	(4, 190.0)	0.6885
7	2.241903	4	0.6914	0.560826	(4, 190.0)	0.6914

Null hypothesis: No serial correlation at lags 1 to h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	8.391647	4	0.0782	2.133452	(4, 190.0)	0.0782
2	8.701188	8	0.3681	1.095406	(8, 186.0)	0.3682
3	14.48503	12	0.2708	1.221509	(12, 182.0)	0.2711
4	17.42338	16	0.3587	1.098683	(16, 178.0)	0.3594
5	22.63179	20	0.3072	1.145298	(20, 174.0)	0.3084
6	23.88565	24	0.4682	0.999234	(24, 170.0)	0.4701
7	25.06100	28	0.6245	0.890947	(28, 166.0)	0.6271

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

Ilustración XXXI Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la TIB

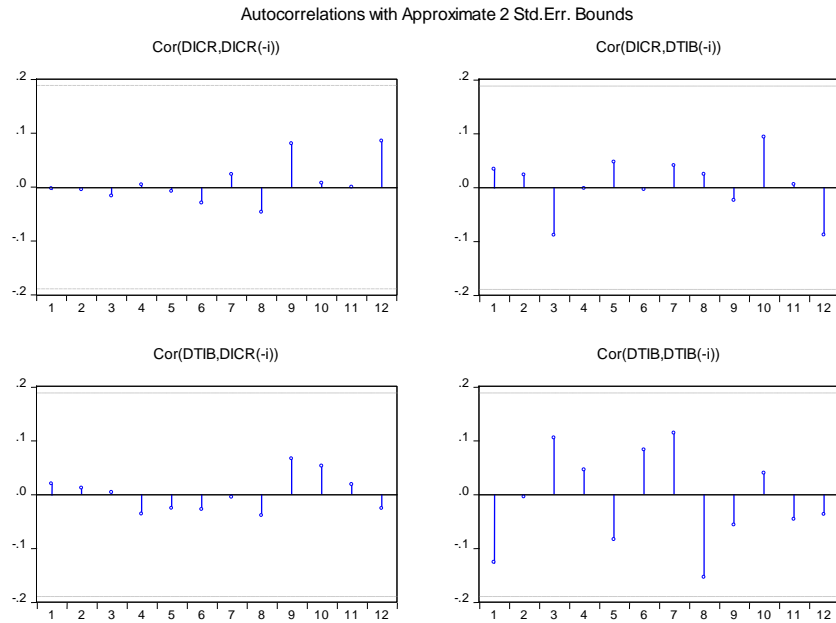


Ilustración XXXII Autocorrelogramas del modelo VEC del ICR en función de la TIB

La prueba inversa de las raíces de los polinomios indica que no hay más de una raíz unitaria en los residuales.

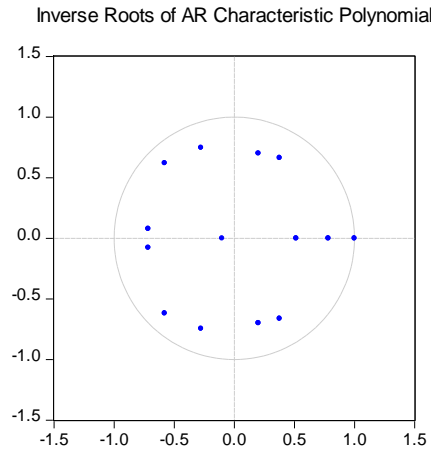


Ilustración XXXIII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la TIB

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: DICR DTIB
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 6

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.578144 - 0.619372i	0.847273
-0.578144 + 0.619372i	0.847273
-0.275044 - 0.746087i	0.795170

-0.275044 + 0.746087i	0.795170
0.783590	0.783590
0.377610 - 0.663315i	0.763267
0.377610 + 0.663315i	0.763267
0.201663 - 0.698895i	0.727407
0.201663 + 0.698895i	0.727407
-0.715512 - 0.077845i	0.719735
-0.715512 + 0.077845i	0.719735
0.515920	0.515920
-0.101839	0.101839

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Ilustración XXXIV Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la TIB

A continuación se presentan los resultados a partir de la generación de impulso respuesta de los cambios de la Tasa Interbancaria en el Indicador de Cartera Riesgosa. Evidenciando cambios importantes hasta los doce primeros meses y en adelante convergiendo a la media.

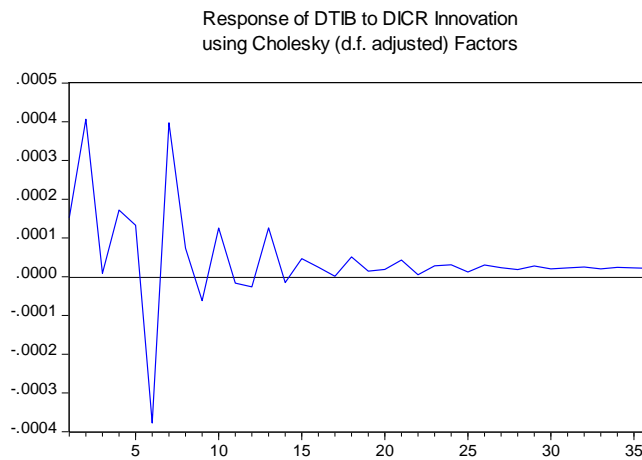


Ilustración XXXV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la TIB

ICR vs DTF

La serie original de la DTF mensual indica que existe tendencia por lo cual por lo cual debe diferenciarse. Al comparar con el ICR diferenciado Se evidencia una relación inversa entre las dos variables en el periodo de estudio.

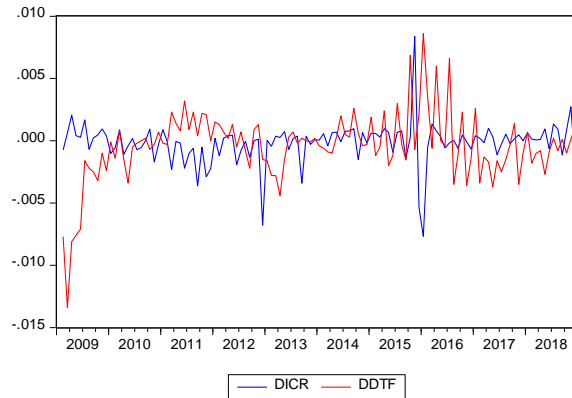


Ilustración XXXVI Evolución Histórica del ICR vs DTF

Las pruebas realizadas a la serie de TIB diferenciada permiten establecer que tanto por Dickey Fuller como por Phillips Perron, que se rechazar la hipótesis nula que la serie presenta raíz unitaria.

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.354557	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.488063	
5% level	-2.886732	
10% level	-2.580281	

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

Ilustración XXXVII Pruebas raíz unitaria a la serie de la DTF DF

Null Hypothesis: DDTF has a unit root
 Exogenous: Constant
 Bandwidth: 5 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-6.823773	0.0000
Test critical values:		
1% level	-3.486551	
5% level	-2.886074	
10% level	-2.579931	

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

Residual variance (no correction)	5.64E-06
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	5.50E-06

Ilustración XXXVIII Pruebas raíz unitaria a la serie de la DTF PP

Al realizar pruebas de co-integración de las series ICV y DTF se rechaza la hipótesis nula que supone que no hay ecuaciones co-integradas. De esta manera es posible construir un pronóstico al largo plazo. Adicionalmente se encuentra que en adelante el criterio de significancia que se utilizara para pronosticar la serie será del 0.05.

Sample (adjusted): 2009M04 2018M12
 Included observations: 117 after adjustments
 Trend assumption: Linear deterministic trend
 Series: DICR DDTF
 Lags interval (in first differences): 1 to 1

Unrestricted Cointegration Rank Test (Trace)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Trace Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.484966	111.3175	15.49471	0.0001
At most 1 *	0.250171	33.68547	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegration Rank Test (Maximum Eigenvalue)

Hypothesized No. of CE(s)	Eigenvalue	Max-Eigen Statistic	0.05 Critical Value	Prob.**
None *	0.484966	77.63201	14.26460	0.0000
At most 1 *	0.250171	33.68547	3.841466	0.0000

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

* denotes rejection of the hypothesis at the 0.05 level

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

Unrestricted Cointegrating Coefficients (normalized by b*S11*b=I):

DICR	DDTF
-910.2184	-133.9966
-26.09028	-432.2999

Unrestricted Adjustment Coefficients (alpha):

D(DICR)	0.001467	-2.51E-05
D(DDTF)	-0.000182	0.001145

1 Cointegrating Equation(s): Log likelihood 1139.435

Normalized cointegrating coefficients (standard error in parentheses)

DICR DDTF

1.000000 0.147214
 (0.04562)

Adjustment coefficients (standard error in parentheses)

D(DICR) -1.335035
 (0.12950)
 D(DDTF) 0.165545
 (0.19673)

Ilustración XXXIX Pruebas de co-integración del ICV y la DTF

Por medio del AIC se identificó el mejor modelo VEC al utilizar 6 rezagos, el modelo indica una relación inversa entre el ICR y la DTF evidenciando que a una menor DTF el indicador de cartera riesgosa aumenta.

	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	1_6
VEC	1	2	3	4	5	6
AIC	-19.30657	-19.81397	-19.80750	-19.77027	-19.85717	-19.81483

Error Correction: D(DICR) D(DDTF)

CointEq1 -0.601269 -0.234607

Ilustración XL Modelo VEC final del ICR en función de la DTF

DICR = -0.234607 dDTF_t

VAR Model - Substituted Coefficients:

=====

$$\begin{aligned}
 (DICR) = & -0.601269270072 * (DICR(-1) + 0.476475828694 * DDTF(-1) + 0.000237830721386) - \\
 & 0.38351263816 * D(DICR(-1)) - 0.672903305048 * D(DICR(-2)) - 0.57281279412 * D(DICR(-3)) - \\
 & 0.43291795618 * D(DICR(-4)) - 0.321334565976 * D(DICR(-5)) - 0.128265365256 * D(DICR(-6)) + \\
 & 0.158674910887 * D(DDTF(-1)) - 0.073789370154 * D(DDTF(-2)) - 0.122220182275 * D(DDTF(-3)) - \\
 & 0.0646906689629 * D(DDTF(-4)) - 0.0928290105117 * D(DDTF(-5)) - 0.101234115033 * D(DDTF(-6)) + \\
 & 1.65970490919e-05
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 (DDTF) = & -0.234607066017 * (DICR(-1) + 0.476475828694 * DDTF(-1) + 0.000237830721386) + \\
 & 0.147202301655 * D(DICR(-1)) + 0.390740731951 * D(DICR(-2)) + 0.455485563311 * D(DICR(-3)) + \\
 & 0.401350828062 * D(DICR(-4)) + 0.318061286984 * D(DICR(-5)) + 0.080193714739 * D(DICR(-6)) - \\
 & 0.667648135881 * D(DDTF(-1)) - 0.406542703845 * D(DDTF(-2)) + 0.180630890361 * D(DDTF(-3)) + \\
 & 0.118851321986 * D(DDTF(-4)) - 0.030070715961 * D(DDTF(-5)) + 0.0751330771429 * D(DDTF(-6)) + 4.633738593e-05
 \end{aligned}$$

Las pruebas de normalidad del modelo indican que los residuales presentan una distribución normal, al rechazar la hipótesis nula de la inexistencia de normalidad de los residuales.

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	0.306266	1.750911	1	0.1858
2	-0.104437	0.203598	1	0.6518
Joint		1.954509	2	0.3763

Component	Kurtosis	Chi-sq	df	Prob.
1	10.75645	280.7585	1	0.0000
2	3.519310	1.258521	1	0.2619
Joint		282.0170	2	0.0000

Component	Jarque-Bera	df	Prob.
1	282.5094	2	0.0000
2	1.462119	2	0.4814
Joint	283.9715	4	0.0000

*Approximate p-values do not account for coefficient Estimation

Ilustración XLI Pruebas de Normalidad del modelo VEC del ICR en función de la DTF

La pruebas de independencia permiten evidenciar un buen ajuste de los residuales indicando que las series no se encuentran auto correlacionadas.

VEC Residual Serial Correlation LM Tests
Sample: 2009M01 2018M12
Included observations: 112

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	2.658450	4	0.6165	0.665755	(4, 190.0)	0.6165
2	1.966350	4	0.7419	0.491540	(4, 190.0)	0.7420
3	3.856775	4	0.4257	0.968895	(4, 190.0)	0.4257
4	0.695585	4	0.9519	0.173301	(4, 190.0)	0.9519
5	3.156397	4	0.5320	0.791490	(4, 190.0)	0.5320
6	4.195801	4	0.3802	1.055004	(4, 190.0)	0.3802
7	2.018642	4	0.7323	0.504681	(4, 190.0)	0.7323

Null

hypothesis:
 No serial correlation at lags 1 to h

Lag	LRE* stat	df	Prob.	Rao F-stat	df	Prob.
1	2.658450	4	0.6165	0.665755	(4, 190.0)	0.6165
2	3.705644	8	0.8827	0.460351	(8, 186.0)	0.8827
3	8.337124	12	0.7583	0.691484	(12, 182.0)	0.7584
4	9.466878	16	0.8929	0.584110	(16, 178.0)	0.8932
5	16.82349	20	0.6644	0.837722	(20, 174.0)	0.6653
6	17.11643	24	0.8437	0.702536	(24, 170.0)	0.8445
7	19.27680	28	0.8894	0.674104	(28, 166.0)	0.8904

*Edgeworth expansion corrected likelihood ratio statistic.

Ilustración XLII Pruebas de independencia del modelo VEC del ICR en función de la DTF

La prueba inversa de las raíces de los polinomios indica que no hay más de una raíz unitaria en los residuales.

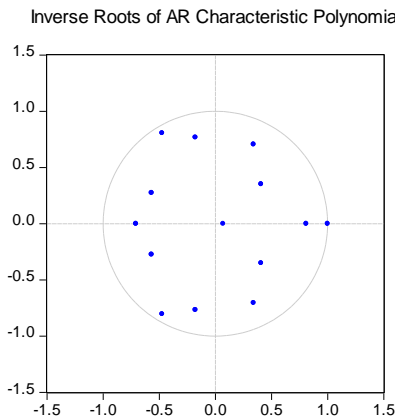


Ilustración XLIII Prueba inversa de Raíces del modelo VEC del ICR en función de la DTF

Roots of Characteristic Polynomial
 Endogenous variables: DICR DDTF
 Exogenous variables:
 Lag specification: 1 6

Root	Modulus
1.000000	1.000000
-0.473153 - 0.805062i	0.933809
-0.473153 + 0.805062i	0.933809
0.810284	0.810284
-0.178192 - 0.767472i	0.787887
-0.178192 + 0.767472i	0.787887
0.341871 - 0.705754i	0.784196
0.341871 + 0.705754i	0.784196
-0.707101	0.707101
-0.567324 - 0.274666i	0.630316
-0.567324 + 0.274666i	0.630316

0.408667 - 0.352164i	0.539470
0.408667 + 0.352164i	0.539470
0.068864	0.068864

VEC specification imposes 1 unit root(s).

Ilustración XLIV Pruebas de raíz unitaria del modelo VEC del ICR en función de la DTF

A continuación se presentan los resultados a partir de la generación de impulso respuesta de los cambios de la DTF en el Indicador de Cartera Riesgosa. Evidenciando que el ICR solo aumenta para el segundo mes a partir del tercero el ICR empieza a caer.

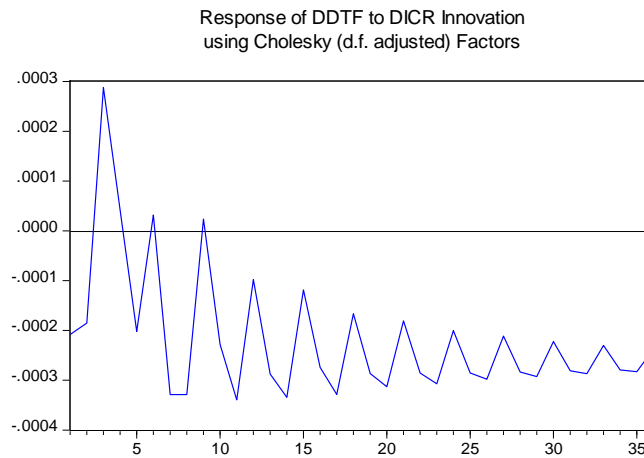


Ilustración XLV Impulso respuesta del Modelo VEC del ICR en función de la DTF

Modelo de pronóstico

El modelo ARIMAX que se construyó está conformado por la serie histórica del ICR que corresponde a la variable a pronosticar. Como variables exógenas se consideraran las series históricas el Desempleo, DTF, TCM y TIB.

La totalidad de las variables se construyeron con una periodicidad mensual, tomando el periodo de enero de 2019 hasta diciembre de 2018, y las cinco series originales se caracterizan por presentar distintos comportamientos durante los meses analizados, por lo que se espera observar la forma en la que reaccionara el ICR frente a los rezagos de su propia historia y al comportamiento del componente exógeno, construido por medio de la historia del resto de variables.

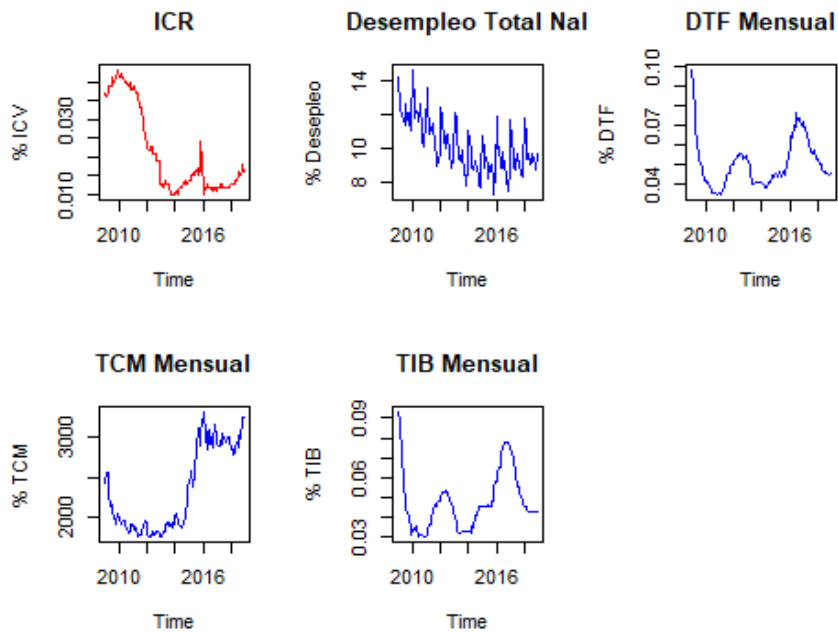


Ilustración XLVI Representación series de tiempo, involucradas en el pronóstico

Al analizar la serie del ICR original se puede establecer gráficamente que la variable presenta tendencia, por lo que es necesario realizar pruebas de raíz unitaria para corroborar esta evidencia.

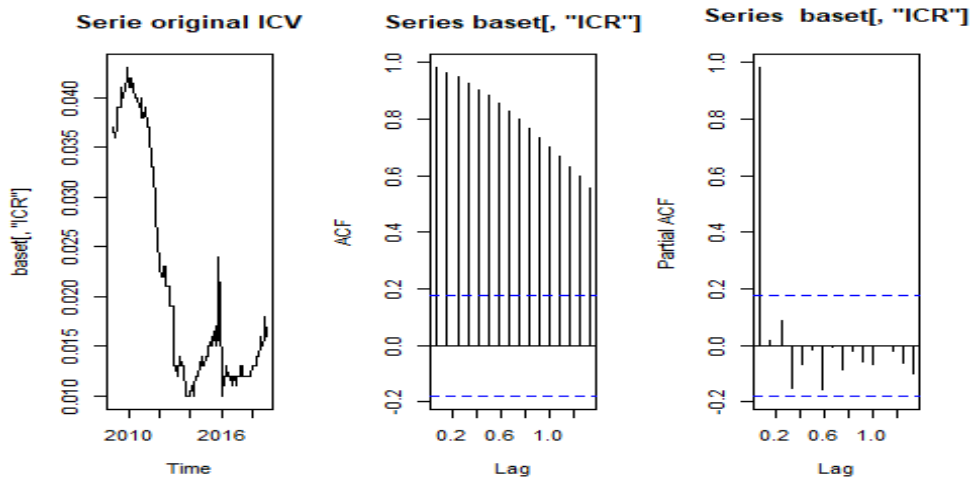


Ilustración XLVII Correlogramas de la serie original del ICR

En cuanto se realizan las pruebas de raíz unitaria Dickey Fuller y Philips Perron, se corrobora que la serie original del ICR, tiene raíz unitaria y por lo tanto debe diferenciarse con el fin de eliminar la tendencia del pronóstico a realizar

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: baset[, "ICR"]
Dickey-Fuller = -0.64943, Lag order = 4, p-value = 0.9726
alternative hypothesis: stationary
pp.test(baset[, "ICR"])
Phillips-Perron Unit Root Test
data: baset[, "ICR"]
Dickey-Fuller Z(alpha) = -1.9929, Truncation lag parameter = 4,
p-value = 0.9678
alternative hypothesis: stationary
```

Al diferenciar la serie se evidencia que se elimina la raíz unitaria, por lo que se concluye que en el modelo a construir el elemento de integración será $I = 1$

```
Phillips-Perron Unit Root Test
data: diff(baset[, "ICR"])
Dickey-Fuller Z(alpha) = -105.9, Truncation lag parameter = 4,
p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Gráficamente en los auto-correlogramas se puede evidenciar un mejor ajuste cuando se diferencia la serie, los cuales sirven de base para la construcción del modelo ARIMAX

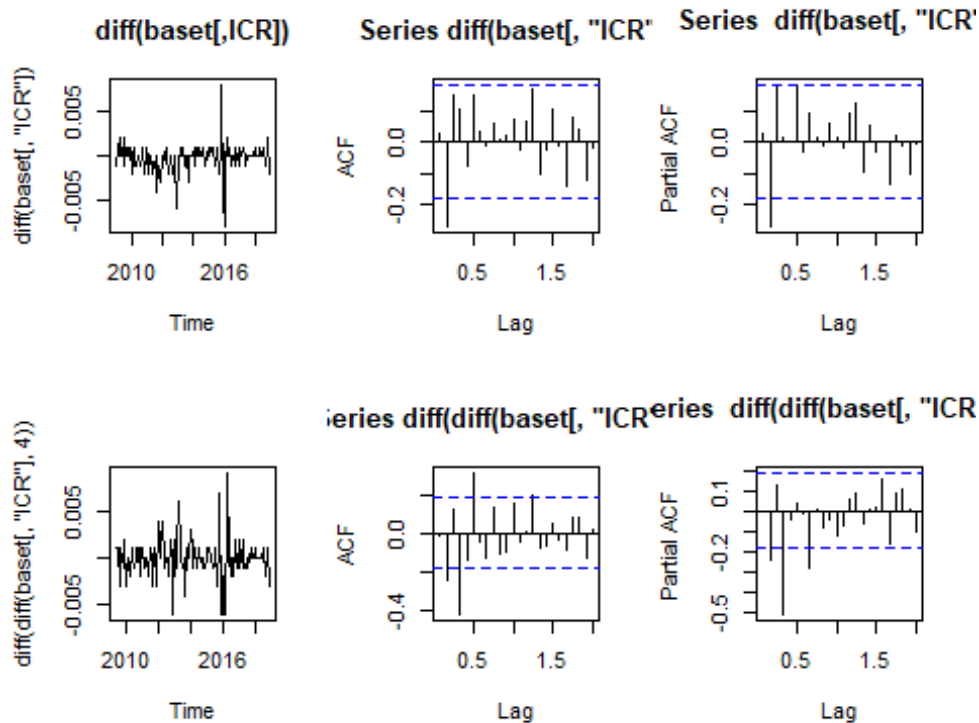


Ilustración XLVIII Correlogramas series diferenciadas del ICR

De esta forma se construyó un modelo ARIMAX (2,1,0) en el cual se evidenciaron los mejores resultados de acuerdo al resultado obtenido del BIC y de la significancia de los coeficientes del componente Autoregresivo principalmente.

Modelo1						
Call:						
TSA::arimax(x = log(yt), order = c(2, 1, 0), xreg = xreg2, transform.pars = FALSE,						
fixed = c(0, NA, NA, NA, NA, NA))						
Coefficients:						
	ar1	ar2	X1	X2	X3	X4
	0	-0.2931	-0.0719	-0.0406	-0.0432	-0.1679
s.e.	0	0.0909	0.0833	0.2124	0.0567	0.1599
sigma^2 estimated as 0.008125: log likelihood = 117.42, aic = -224.83						
BIC(modelo1) [1] -206.1602						
coeftest(modelo1)						

```

z test of coefficients:
Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar2 -0.293136 0.090935 -3.2236 0.001266 **
X1 -0.071934 0.083282 -0.8637 0.387734
X2 -0.040551 0.212410 -0.1909 0.848598
X3 -0.043173 0.056750 -0.7608 0.446804
X4 -0.167947 0.159941 -1.0501 0.293691
---
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

```

Al evaluar el comportamiento de los residuales en el modelo escogido se observa que aunque no presentan una distribución normal, no se encuentran auto-correlacionados de acuerdo a los test realizados.

```

Box-Ljung test
data: et
X-squared = 21.343, df = 24, p-value = 0.6184

```

```

Jarque Bera Test
data: et
X-squared = 244.87, df = 2, p-value < 2.2e-16

```

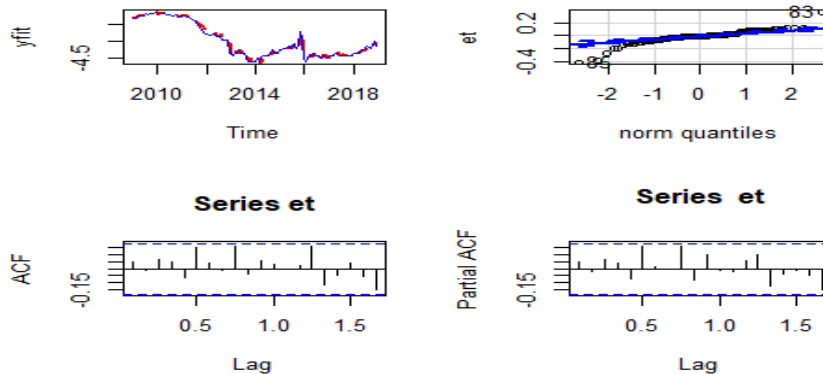


Ilustración XLIX Pruebas de residuales para el modelo de pronóstico

Finalmente en el pronóstico obtenido se observa para el mes de enero de 2019 una caída del Indicador de Cartera Riesgosa cayendo por debajo del 1.5% que corresponde al ICR del mes de diciembre de 2018, observando que en los próximos 12 meses no hay un aumento considerable del Indicador si se tienen en cuenta el comportamiento de otras variables exógenas.

Pronostico ICR

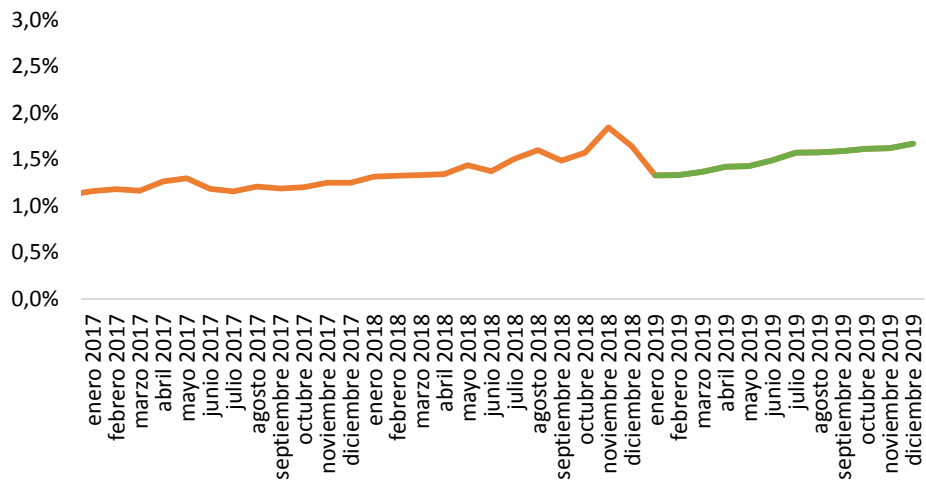


Ilustración L Pronostico del modelo ARIMAX (2,1,0) para el ICR

A continuación se presentan el pronóstico obtenido para los próximos doce meses y sus límites inferiores y superiores, para cada mes.

Mes	Límite Inferior	ICR Promedio	Límite superior
enero 2019	1.1%	1.3%	1.6%
febrero 2019	1.0%	1.3%	1.7%
marzo 2019	1.0%	1.4%	1.8%
abril 2019	1.0%	1.4%	1.9%
mayo 2019	1.0%	1.4%	2.0%
junio 2019	1.0%	1.5%	2.2%
julio 2019	1.1%	1.6%	2.3%
agosto 2019	1.0%	1.6%	2.4%
septiembre 2019	1.0%	1.6%	2.5%
octubre 2019	1.0%	1.6%	2.6%
noviembre 2019	1.0%	1.6%	2.6%
diciembre 2019	1.0%	1.7%	2.8%

Ilustración LI Límites superiores e inferiores del pronóstico del ICR

Conclusiones

- Dentro del análisis de correlaciones de todas las variables se encontró, que el Desempleo presenta una relación directa con el Indicador de Cartera Vencida. Por su parte el resto de variables (TCM, TIB y DTF) presentaron una relación inversa con el indicador. Como la inflación no presento relación con el comportamiento del ICR no se incluyó dentro de los análisis posteriores.
- Al evidenciar los impactos generados por cada una de las variables al Indicador de Cartera Riesgosa, se encuentra que muestran la misma relación encontrada en el análisis de correlaciones, garantizando así que en el largo plazo cada una de las variables se encuentran co-integradas en el largo plazo con el ICR sin afectar dicha relación en el tiempo.
- En cuanto el pronóstico obtenido se evidencio que el ICR presenta una disminución en el primer mes de pronostico tomando las variables desempleo, TCM , TIB y la DTF como componente exógeno de un modelo ARIMAX. En los siguientes meses el indicador comienza a incrementarse hasta llegar al último mes al mismo nivel que el alcanzado en diciembre de 2018.
- Aunque con los resultados obtenidos se puede concluir que con las variables analizadas el ICR no presenta afectaciones en el mediano plazo por lo que el nivel de provisiones de la modalidad comercial se mantendría estable, es importante que análisis posteriores como primera medida se construyan series históricas mucho más grandes a fin de obtener pronósticos mayores a un año y por otro lado agregar otras series macroeconómicas que permitan evidenciar cambios importantes en el ICR.

Referencias

Asobancaria. (13 de Julio de 2015). *Publicaciones Asobancaria*. Obtenido de https://www.asobancaria.com/wp-content/uploads/2018/02/Sem_1003.pdf

Banco de la Republica. (1 de Septiembre de 2008). *Publicaciones Banrep*. Obtenido de http://www.banrep.gov.co/documentos/publicaciones/report_estab_finan/2008/analisis.pdf

DANE. (30 de Abril de 2016). *Departamento Administrativo Nacional de Estadística*. Obtenido de https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/fichas/empleo/metodologia_GEIH-01_V9.pdf

Espino, Freddy. (2013). *Hechos Estilizados del Sistema Bancario Peruano*. Lima, Perú: Banco Central de Reserva del Perú.

Hoggarth, G., Soresen, S., & Zicchino, L. (2005). *Stress tests of UK banks using a VAR approach*. London, England: Bank of England.

Martinez Orozco, M. A., Guzman Aguilar, D. S., Perez Ramirez, F. O., & Marin Rodriguez, N. J. (12 de 10 de 2017). *Revista espacios*. Obtenido de <https://www.revistaespacios.com/a18v39n07/a18v39n07p16.pdf>

Newsham, G., & Birt, B. (1 de 11 de 2010). *nrc-publications.canada*. Obtenido de <https://nrc-publications.canada.ca/eng/view/accepted/?id=65c7fdd7-c971-41e1-ba65-0fa3ff650f75>