
UNIVERSIDAD TORCUATO DI TELLA

DEPARTAMENTO DE ECONOMÍA
MAESTRÍA EN ECONOMETRÍA

TESIS DE MAESTRÍA

**MEDICIÓN DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO
MACROECONÓMICO SOBRE LA MOROSIDAD DEL
SISTEMA FINANCIERO DEL ECUADOR**

Alumno:

Luis Eduardo Peñafiel Chang

Director de la Maestría:

PhD. Martin González Rozada

Mayo 2019

MEDICIÓN DEL COMPORTAMIENTO DINÁMICO MACROECONÓMICO SOBRE LA MOROSIDAD DEL SISTEMA FINANCIERO DEL ECUADOR

Luis Eduardo Peñafiel Chang

-2019-

CONTENIDO

RESUMEN

1. INTRODUCCIÓN	2
2. MARCO TEÓRICO	3
3. ESTRATEGIA DE ESTIMACIÓN	5
3.1 MODELO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS (VAR)	6
3.1.1 DEFINICIÓN DEL MODELO VAR	6
3.1.2 ESTIMACIÓN DEL VAR	8
3.1.3 PRODUCTOS DEL VAR	9
3.1.3.1 FUNCIÓN DE IMPULSO RESPUESTA	9
3.1.3.2 DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA	10
3.1.3.3 CAUSALIDAD DE GRANGER	13
3.2 PROCESO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIOS MÓVILES (ARIMA)	13
3.2.1 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO ARIMA	13
3.2.2 ESTIMACIÓN DEL MODELO ARIMA	16
3.2.3 VALIDACIÓN DEL MODELO ARIMA	17
4. ANÁLISIS DE DATOS	19
4.1 ANÁLISIS DE ESTACIONARIEDAD	23
4.1.1 ESTACIONARIEDAD EN VARIANZA	23
4.1.2 ESTACIONARIEDAD EN MEDIA	23
4.1.3 CONTRASTE DE DICKEY- FULLER	24
4.1.4 CONTRASTE DE DICKEY- FULLER AUMENTADO	26
5. RESULTADOS	28
6. CONCLUSIONES	59
BIBLIOGRAFÍA	61
ANEXO	65

LISTA DE TABLAS

- **CAPÍTULO 3. ESTRATEGIA DE ESTIMACION**

TABLA 3.1. CRITERIOS PARA DETERMINAR EL VALOR DE LOS PARÁMETROS PARA UN ARMA(p,q).	15
--	----

- **CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE DATOS**

TABLA 4.1 ESTADÍSTICAS DESCRIPTIVAS DE LAS VARIABLES DE ESTUDIO.	22
--	----

TABLA 4.2. RESULTADOS DEL ADF TEST AL 5%.	27
---	----

- **CAPÍTULO 5. RESULTADOS**

TABLA 5.1 ESTIMADORES DE LOS PARÁMETROS DEL VAR MO, SIENDO LOS DESVÍOS ESTÁNDAR LOS VALORES QUE ESTÁN ENTRE PARÉNTESIS Y EL P-VALUE EN CORCHETES.	30
---	----

TABLA 5.2. ESTIMADORES DE LOS PARÁMETROS DEL VAR MOP, SIENDO LOS DESVÍOS ESTÁNDAR LOS VALORES QUE ESTÁN ENTRE PARÉNTESIS Y EL P-VALUE EN CORCHETES.	30
---	----

TABLA 5.3. ESTIMADORES DE LOS PARÁMETROS DEL VAR MOC, SIENDO LOS DESVÍOS ESTÁNDAR LOS VALORES QUE ESTÁN ENTRE PARÉNTESIS Y EL P-VALUE EN CORCHETES.	31
---	----

TABLA 5.4 ESTIMADORES DE LOS PARÁMETROS DEL VAR MOM, SIENDO LOS DESVÍOS ESTÁNDAR LOS VALORES QUE ESTÁN ENTRE PARÉNTESIS Y EL P-VALUE EN CORCHETES.	31
--	----

TABLA 5.5. ESTIMADORES DE LOS PARÁMETROS DEL VAR MOV, SIENDO LOS DESVÍOS ESTÁNDAR LOS VALORES QUE ESTÁN ENTRE PARÉNTESIS Y EL P-VALUE EN CORCHETES.	32
---	----

TABLA 5.6 VARMO LAG ORDER SELECTION CRITERIA.	33
---	----

TABLA 5.7 VARMOP LAG ORDER SELECTION CRITERIA.	34
--	----

TABLA 5.8 VARMOC LAG ORDER SELECTION CRITERIA	34
---	----

TABLA 5.9 VARMOM LAG ORDER SELECTION CRITERIA.	35
--	----

TABLA 5.10 VARMOV LAG ORDER SELECTION CRITERIA.	35
---	----

TABLA 5.11. VARMO LAG EXCLUSION WALD TESTS.	36
---	----

TABLA 5.12. VARMOP LAG EXCLUSION WALD TESTS.	36
--	----

TABLA 5.13 VARMOC LAG EXCLUSION WALD TESTS.	36
---	----

TABLA 5.14. VAROM LAG EXCLUSION WALD TESTS.	36
---	----

TABLA 5.15. VARMOV LAG EXCLUSION WALD TESTS.	37
--	----

TABLA 5.16. VARMO RESIDUAL SERIAL CORRELATION LM TESTS.	37
---	----

TABLA 5.17. VARMOP RESIDUAL SERIAL CORRELATION LM TESTS.	38
--	----

TABLA 5.18. VARMOC RESIDUAL SERIAL CORRELATION LM TESTS.	38
--	----

TABLA 5.19. VARMOM RESIDUAL SERIAL CORRELATION LM TESTS.	38
--	----

TABLA 5.20. VARMOV RESIDUAL SERIAL CORRELATION LM TESTS.	39
--	----

TABLA 5.21. ROOTS OF CHARACTERISTIC POLYNOMIAL VARMO.	39
---	----

TABLA 5.22. ROOTS OF CHARACTERISTIC POLYNOMIAL VARMOP.	39
--	----

TABLA 5.23. ROOTS OF CHARACTERISTIC POLYNOMIAL VARMOC.	40
--	----

TABLA 5.24. ROOTS OF CHARACTERISTIC POLYNOMIAL VARMOM.	40
--	----

TABLA 5.25. ROOTS OF CHARACTERISTIC POLYNOMIAL VARMOV.	40
--	----

TABLA 5.26. GRANGER CASUALITY EXOGENITY WALD TEST (VAR MO).	46
---	----

TABLA 5.27. GRANGER CASUALITY EXOGENITY WALD TEST (VAR MOP).	46
TABLA 5.28. GRANGER CASUALITY EXOGENITY WALD TEST (VAR MOC).	47
TABLA 5.29. GRANGER CASUALITY EXOGENITY WALD TEST (VAR MOM).	47
TABLA 5.30. GRANGER CASUALITY EXOGENITY WALD TEST (VAR MOV).	47
TABLA 5.31. RESULTADOS DE LA TRANSFORMACIÓN ESTACIONARIA $Zt1 = \Delta \ln(Mo)$ DE LA SERIE MOROSIDAD DEL SISTEMA FINANCIERO.	51
TABLA 5.32. RESULTADOS DE LA TRANSFORMACIÓN ESTACIONARIA $Zt2 = \Delta \ln(MOC)$ DE LA SERIE MOROSIDAD SEGMENTO CONSUMO.	52
TABLA 5.33. RESULTADOS DE LA TRANSFORMACIÓN ESTACIONARIA $Zt3 = \Delta \ln(MOP)$ DE LA SERIE MOROSIDAD SEGMENTO PRODUCTIVO.	52
TABLA 5.34. RESULTADOS DE LA TRANSFORMACIÓN ESTACIONARIA $Zt4 = \Delta \ln(MOM)$ DE LA SERIE MOROSIDAD SEGMENTO MICROCRÉDITO.	53
TABLA 5.35. RESULTADOS DE LA TRANSFORMACIÓN ESTACIONARIA $Zt5 = \Delta \ln(MOV)$ DE LA SERIE MOROSIDAD SEGMENTO VIVIENDA.	53

LISTA DE GRÁFICOS

● CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE DATOS

GRÁFICO 4.1. MOROSIDAD SEGMENTO CONSUNO, MICROCRÉDITO, PRODUCTIVO, VIVIENDA Y TOTAL (2009-2018).	21
--	----

● CAPÍTULO 5. RESULTADOS

GRÁFICO 5.1. SHOCK DE M2, YT, TCR Y COMO MOROSIDAD DEL SISTEMA FINANCIERO (MO) RESPONDE.	41
GRÁFICO 5.2. SHOCK DE M2, YT, TCR Y COMO MOROSIDAD SEGMENTO COMSUMO (MOC) RESPONDE.	42
GRÁFICO 5.3. SHOCK DE M2, YT, TCR Y COMO MOROSIDAD SEGMENTO PRODUCTIVO (MOP) RESPONDE.	42
GRÁFICO 5.4 SHOCK DE M2, YT, TCR Y COMO MOROSIDAD SEGMENTO MICROCRÉDITO (MOM) RESPONDE.	43
GRÁFICO 5.5. SHOCK DE M2, YT, TCR Y COMO MOROSIDAD SEGMENTO VIVIENDA (MOV) RESPONDE.	43
GRÁFICO 5.6 CORRELOGRAMA DE LA SERIE DIFERENCIADA DE LOS LOGARITMOS DE LA MOROSIDAD DEL SISTEMA FINANCIERO Mo.	48
GRÁFICO 5.7 CORRELOGRAMA DE LA SERIE DIFERENCIADA DE LOS LOGARITMOS DE LA MOROSIDAD SEGMENTO CONSUMO Moc.	49
GRÁFICO 5.8 CORRELOGRAMA DE LA SERIE DIFERENCIADA DE LOS LOGARITMOS DE LA MOROSIDAD SEGMENTO PRODUCTIVO Mop.	49
GRÁFICO 5.9 CORRELOGRAMA DE LA SERIE DIFERENCIADA DE LOS LOGARITMOS DE LA MOROSIDAD SEGMENTO MICROCRÉDITO Mom.	50
GRÁFICO 5.10 CORRELOGRAMA DE LA SERIE DIFERENCIADA DE LOS LOGARITMOS DE LA MOROSIDAD SEGMENTO VIVIENDA Mov.	50
GRÁFICO 5.11 CONTRASTE DE DIAGNÓSTICO: CORRELOGRAMA DE RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mo.	55
GRÁFICO 5.12 CONTRASTE DE DIAGNÓSTICO: CORRELOGRAMA DE RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Moc.	55
GRÁFICO 5.13. CONTRASTE DE DIAGNÓSTICO: CORRELOGRAMA DE RESIDUOS DE MODELO ARIMA Mop.	56
GRÁFICO 5.14 CONTRASTE DE DIAGNÓSTICO: CORRELOGRAMA DE RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mom.	56
GRÁFICO 5.15 CONTRASTE DE DIAGNÓSTICO: CORRELOGRAMA DE RESIDUOS MODELO ARIMA Mov.	56
GRÁFICO 5.16 COMPORTAMIENTO DE LOS RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mo.	57
GRÁFICO 5.17 COMPORTAMIENTO DE LOS RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Moc.	57
GRÁFICO 5.18 COMPORTAMIENTO DE LOS RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mop.	58
GRÁFICO 5.19 COMPORTAMIENTO DE LOS RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mom.	58
GRÁFICO 5.20 COMPORTAMIENTO DE LOS RESIDUOS DEL MODELO ARIMA Mov.	59

Resumen

En este trabajo se busca identificar cuáles son los componentes que determinan el comportamiento y efectos de la dinámica de la morosidad del Ecuador durante el periodo comprendido entre 2009-2018 con valores mensual. En la generación de modelos macroeconómico se utilizan dos de las alternativas más apropiadas para su modelización: la metodología econométrica de los vectores autorregresivos (VAR) y el proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA). Se alcanza la definición de un VAR y ARIMA. Se deduce cómo alcanzar su estimación. Y se presentan los principales productos del VAR: las

funciones de impulso respuesta y la descomposición de la varianza del error de predicción. Se encuentra que en general un aumento inesperado en la liquidez del Sistema Financiero no afecta significativamente el nivel de morosidad. Un shock positivo del PIB resulta en un deterioro de la calidad de cartera en los primeros periodos se estabiliza y posteriormente genera un efecto positivo sobre la morosidad, mientras que un choque de desviación estándar al tipo de cambio real en el primer periodo no tiene un impacto significativo a posteriori mejora notablemente la calidad de cartera, además se comprueba empíricamente que la morosidad tiene memoria. La heterogeneidad en la respuesta a choques en componentes macroeconómicos muestra los grandes retos que implicará la coordinación de la política económica la misma debería no solo centrarse en medidas tendientes a impedir la morosidad, sino en aquellas que se dirijan a bajarlo.

Palabras Claves: Modelo Estructural Dinámico, Vectores Autorregresivos, Proceso autorregresivo, series de tiempo, ciclos económicos.

Abstract

This paper seeks to identify which are the components that determine the behavior and effects of the dynamics of the arrears of Ecuador during the period between 2009-2018 with monthly values. In the generation of macroeconomic models, two of the most appropriate alternatives are used for their modeling: the econometric methodology of autoregressive vectors (VAR) and the integrated autoregressive process of moving averages (ARIMA). The definition of a VAR and ARIMA is reached. It follows how to reach your estimate. And the main VAR products are presented: the response impulse functions and the decomposition of the variance of the prediction error. It is found that in general an unexpected increase in the liquidity of the Financial System does not significantly affect the level of delinquency. A positive GDP shock results in a deterioration in portfolio quality in the first periods stabilizes and subsequently generates a positive effect on delinquency, while a shock of standard deviation at the real exchange rate in the first period does not have an impact Significantly, the posterior quality improves the quality of the portfolio, and it is empirically verified that delinquency has a memory. The heterogeneity in the response to shocks in macroeconomic components shows the great challenges involved in the coordination of economic policy, which should not only focus on measures to prevent delinquency, but also those that aim to lower it.

1. INTRODUCCIÓN

Dentro de lo básico para el funcionamiento de una economía sana es necesario un sistema financiero firme y robusto de tal manera que los recursos de los agentes con excesiva liquidez circulen energicamente hacia los deficitarios facultando el desarrollo de inversiones, proyectos y consumo (Aguilar, Camargo, & Morales, 2010). Las entidades financieras en su habitual actividad de concesión de créditos suponen un riesgo pues existe la probabilidad de convertirse en fallida y provocar un deterioro de los balance (Guillen & Peñafiel, 2018).

La continua persistencia de elevados indicadores de morosidad del sistema financiero puede acarrear la quiebra de alguna o algunas instituciones financieras y, en consecuencia desatar un deterioro de la confianza que conlleve a la inestabilidad del sistema financiero (Freixas, Hevia, & Inurrieta, 2004).

El aleccionamiento que nos brindaron las ultimas crisis financieras se basa en la fragilidad que presenta una economía cuando no se contempla una adecuada compresión de los riesgos a los que se expone toda una estructura financiera cuando el marco regulatorio no está suficientemente cimentada (Fajardo Moreno, 2016).

La gestión de riesgo se vio modificada sustancialmente con la normativa desarrollada en Basilea II que germino como contestación a la crisis financiera internacional de 2008 (Betti, 2018). Este entorno avivo un sublime incentivo en reconocer cómo funcionan los canales a través de los cuales las reacciones adversar en los mercados financieros tienen mayor incidencia en cada economía (Fajardo Moreno, 2016).

Según (Ben Bernanke & Mark Gertler, 1989) y (Moore, 2008) los ciclos económicos son consecuencia de un mecanismo amplificador del sistema financiero, siendo así que el manejo de la política económica es muy sensible con el sistema financiero. Por su parte (Randall Kroszner, 2002), (Rosch, 2003), (Kräussl, Monteiro, Koopman, & Lucas, 2009), (Crook & Bellotti, 2010), (Neves & Marins, 2013) entre otros destacan que los modelos de riesgo de crédito mejoran su facultad de predicción con la inserción de variables vinculadas con los ciclos económicos al ser determinantes claves en el comportamiento de la cartera en mora la cual funciona como un avizor de riesgo relacionada con el comienzo de las crisis financieras.

Una dimensión que hay que tener en cuenta durante el estudio es considerar cuál es el país y periodo para el que se requiere el análisis, ya que no es homogéneo modelizar para economías desarrolladas con pocas y débiles perturbaciones y fuera de cambios estructurales notorios a modelizar para economías caracterizadas por perturbaciones fuertes y con permanentes cambios en los métodos de cálculo de las variables que dificultan todavía más el estudio (Betti, 2018).

El presente documento analiza el impacto del comportamiento macroeconómico en la morosidad del sistema financiero ecuatoriano a partir de metodologías de series de tiempo multivariadas para cifras agregadas para una muestra considerable de datos provistos por Banco Central del Ecuador (BCE) comprendido entre 2009 al 2018 con frecuencia mensual además tendrá un diseño correlacional, dado que buscará indagar sobre la relación entre variables en un momento dado, sin precisar necesariamente el sentido de la causalidad entre las mismas (Hernández, Fernández, & Baptista, 2010).

Este estudio se divide en cinco secciones que incluyen esta introducción. En la segunda sección se relevará una breve literatura sobre el tema, revisitando los modelos construidos a nivel internacional y nacional. En la tercera sección se hace un análisis de los modelos macroeconómicos describiendo el herramental teórico de una de las alternativas más apropiadas para su modelización: la metodología econométrica de los vectores autorregresivos (VAR) y el proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA). En la cuarta sección se realiza un estudio y descripción de las variables mientras que en la quinta sección se presentarán

los resultados obtenido y finalmente la sexta sección contiene las conclusiones de la presente investigación.

2. MARCO TEÓRICO

Tres técnicas de elaboración suelen utilizarse para modelar la macroeconomía, los modelos de equilibrio general dinámico y estocástico (DSGE), los modelos de estadística pura y los modelos de vectores autorregresivos (VAR).

Los de mayor complejidad al representar el comportamiento de un gran conjunto de agentes económicos tales como empresas, familias, gobierno, sector financiero entre otros son los modelos de equilibrio general dinámico y estocástico (DSGE) suponen que los agentes toman sus decisiones de manera individual, maximizando sus funciones de utilidad además interactúan entre si a través de mercados. Estos modelos que tiene una gran cantidad de parámetros de comportamientos son utilizados habitualmente para investigaciones de impacto de políticas económicas (Cicowicz & Gresia, 2004).

Un modelos de equilibrio general dinámico y estocástico (DSGE) para el Ecuador fue el propuesto por (Cabezas, 2016). Plantea relacionar y explicar las variables macroeconómicas reales como: PIB, Consumo, Inversión, mercado de trabajo, a través del número de personas ocupadas o también a través del número de horas laborales y el mercado monetario a través de la demanda de saldos reales y la tasa de interés.

Entre los principales resultados se encuentra que un crecimiento de 1% en la productividad total de factores de la economía, tiene efectos multiplicadores: la producción total de la economía se incrementa en 2.5% y disminuye a lo largo del tiempo; el salario, el consumo, el retorno del capital y el stock de capital se incrementan ante el shock de productividad. El consumo y el salario tienen un crecimiento más suave en el tiempo, el stock de capital tiene un efecto creciente en el tiempo y en el año doce alcanza el mayor crecimiento (1,8%). Los precios de esta economía disminuyen ante un incremento en la productividad, esto debido al crecimiento en la producción total de la economía. En cuanto a la oferta de trabajo, esta se incrementa porque la variable responde a un crecimiento en los salarios. La variable inversión, el multiplicador es de 2.25% ante un crecimiento del shock de productividad de un 1% (Cabezas, 2016).

Por otro lado, un análisis de copulas permite que los modelos de estadística pura vinculen las variables macroeconómicas. Es una metodología que viene despertando un creciente interés y ha sido desarrollada en los últimos años. Fue instaurada en su momento en la serie de documentos denominados Systemic Risk Monitor elaborados por el Banco Central de Austria (Oesterreichische National bank (ONB), 2006)

Una menor utilización de la teoría económica para sustentar la vinculación entre las variables a utilizar en los modelos VAR distingue a los modelos de ecuaciones simultáneas (Wooldridge, 2012). Sacar conclusiones sobre la dirección de la causalidad de una variable no es sencillo mientras los VAR se focalicen en el análisis dinámico y en resultante sobre la diferenciación entre variables endógenas y exógenas, dicho de otra manera, se determinan

simultáneamente, ello permite que estudiar comportamientos dinámicos y hacer proyecciones sean herramientas útiles (Gujarati & Porter, 2013).

En el Ecuador, (A. Martínez, 2018) estructura un modelo Var con el fin de determinar el comportamiento de la cartera comercial con series mensuales en el periodo 2007-2015 siendo el modelo:

$$Z_t = a_1 Z_{t-1} + a_2 Z_{t-2} + \dots + a_p Z_{t-p} + b S_t + e_t \quad (1)$$

Donde las variables endógenas contenidas en Z_t son: La cartera Improductiva Comercial, Tasa de Morosidad comercial y Crecimiento de la cartera total. El vector de variables exógenas S_t incluye la variación anual del PIB real, Índice de precios al consumidor, tasa de Desempleo, Riesgo País, variación deuda Pública y Liquidez del Sistema Financiero.

De la misma forma se diseñó un VAR para analizar los efectos de vulnerabilidad del sistema financiero ecuatoriano ante cambios en variables macroeconómicas con series trimestrales entre 1994-2012 siendo el modelo,

$$Y_t = c_1 Y_{t-1} + c_2 Y_{t-2} + \dots + c_p Y_{t-p} + b T_t + u_t \quad (2)$$

Donde las variables endógenas contenidas en Y_t están: el índice de eficiencia, índice de liquidez, cobertura patrimonial de activos improductivos mientras que en el vector de variables exógenas T_t contiene al precio del petróleo ecuatoriano, deuda pública con los Estados Unidos de América.

A nivel internacional (Fajardo Moreno, 2016) analiza el impacto del comportamiento macroeconómico sobre la morosidad de la cartera de consumo en Colombia con periodicidad trimestral comprendido entre 2002 al 2015 siendo el modelo

$$X_t = b_1 X_{t-1} + b_2 X_{t-2} + \dots + b_p X_{t-p} + e_t \quad (3)$$

Donde las variables contenidas en el vector X fueron en orden descendente de la más exógena a la más endógena las cuales tenemos: la calidad de la cartera de consumo, el crecimiento del PIB real, la inflación anual y la tasa de interés DTF. Mientras que para la Argentina el Fondo monetario Internacional como parte de pruebas de estrés desarrolló un modelo VAR considerando series trimestrales durante el periodo de 1993-2012 siendo el modelo,

$$B_0 y_t = k + B_1 y_{t-1} + \dots + B_p y_{t-p} + u_t \quad (4)$$

Donde y_t es el vector de variables endógenas que contiene el crecimiento económico de Brasil y los Estados Unidos, el índice VIX de los Estados Unidos, la tasa de interés de los Estados Unidos, la tasa de interés interna y el tipo de cambio efectivo nominal. La letra k representa un vector de constantes, B una matriz $n \times n$ de coeficientes y u_t el vector de shocks estructurales que es ruido blanco. Los supuestos asociados al modelo son que el crecimiento de los socios comerciales es exógeno a todas las demás variables del sistema, los shocks de aversión al riesgo global responden a shocks de crecimientos de los socios, la tasa de los Estados Unidos

responde al PIB de los Estados Unidos, los shocks de términos de intercambio responden de forma contemporánea al crecimiento de los socios comerciales (FMI, 2012).

Son destacados además los estudios de (Marcucci & Quagliariello, 2006), (Vallcorba & Delgado, 2007), (Kattai, 2010), (R. G. Martínez, 2011), (Fajardo Moreno, 2016), (Alexandre, Silva, & Cotrim, 2017) quienes optan por este prototipo de modelos para determinar la interrelación de las variables en el tiempo teniendo en cuenta que cambios en las circunstancias económicas tienen efectos perceptibles en las tasas de impago de los créditos.

Del mismo modo, es destacado el estudio que el Asian Development Bank realizó para las economías de Asia, América del Sur y Europa que describe conceptos y herramientas de evaluación de la estabilidad de los Sistemas Financieros (Schou-Zibell, Albert, & Lei Lei, 2010). Estas clases de análisis constituyen un útil esquema que permite detectar de donde provienen los posibles desequilibrios y en que variables se verían reflejadas, ello sirve de ayuda a la hora de la elección de las variables del Var (Arslan & Upper, 2017).

3. ESTRATEGIA DE ESTIMACIÓN

En esta sección se presenta la metodología que sigue el trabajo para abordar el objeto de estudio cuyo fin es de analizar la interacción existente entre las variables macroeconómicas y la calidad de la cartera de los segmentos del sistema financiero para el periodo 2009-2018, se consideró un modelo de Vectores Autorregresivos (VAR), el cual permite trabajar con series de tiempo multivariadas para vislumbrar las relaciones de forma simultánea y mostrar los comportamientos más probables frente a la materialización de un choque en una variable. Además, esta herramienta nos ayuda a modelar este tipo de series teniendo en cuenta que los cambios en las condiciones económicas no suelen tener un efecto inmediato en la tasa de morosidad (Malik & Thomas, 2010). Por otro lado, también se realiza un modelo estocástico (ARIMA) para identificar la existencia de memoria en la morosidad.

3.1 MODELO DE VECTORES AUTORREGRESIVOS (VAR)

3.1.1 DEFINICIÓN DEL MODELO VAR

Un modelo de vectores autorregresivos (VAR) es un sistema de ecuaciones aparentemente no relacionadas cuya estimación puede realizarse por mínimos cuadrados clásicos (MCC) (Sims, 1980). Siguiendo la metodología propuesta por (Ender, 2015) y (Betti, 2018) un sistema VAR de dos ecuaciones endógenas tiene la forma:

$$x_t = b_{10} - b_{12}w_t + \gamma_{11}x_{t-1} + \gamma_{12}w_{t-1} + \epsilon_{xt} \quad (5)$$

$$w_t = b_{20} - b_{21}x_t + \gamma_{21}x_{t-1} + \gamma_{22}w_{t-1} + \epsilon_{wt} \quad (6)$$

Donde x_t y w_t son las variables endógenas. Las mismas deben tener media, varianza constante y función de autocorrelación finita es decir deben ser estacionarias. Las perturbaciones ϵ_x y ϵ_w deben ser ruido blanco, procesos con media cero, desvío estándar constante (σ_x y σ_w) y sin autocorrelación. En el capítulo cuatro se analizan estas propiedades a más detalles.

Los parámetros reflejan la vinculación entre las variables endógenas, siendo, por ejemplo, $-b_{12}$ el efecto contemporáneo de un cambio en una unidad en W_t sobre X_t , o γ_{12} el efecto de un cambio en una unidad en w_{t-1} sobre x_t . Asimismo, la condición $-b_{21} \neq 0$ implica ϵ_{xt} tiene efecto indirecto sobre w_t y de igual forma $-b_{12} \neq 0$ implica que ϵ_{wt} tiene efecto indirecto sobre X_t .

Debido a la existencia de simultaneidad entre X_t y W_t y dado que existe correlación entre X_t y ϵ_{wt} (y entre W_t y ϵ_{xt}), incumpliendo el supuesto de exogeneidad de los regresores no es posible estimar por mínimos cuadrados clásicos cada ecuación por separado, sino que deben estimarse los parámetros del sistema en forma conjunta. Para eso es necesario expresar el sistema en su forma reducida. Partiendo del sistema estructural apuntado en forma matricial es:

$$\begin{bmatrix} 1 & b_{12} & b_{21} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_t & W_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} & b_{20} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_{t-1} & W_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{xt} & \epsilon_{wt} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$Z_t B = \pi_0 + \pi_1 Z_{t-1} + \epsilon_t \quad (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & b_{12} & b_{21} & 1 \\ \epsilon_{xt} & \epsilon_{wt} \end{bmatrix} \quad Z_t = \begin{bmatrix} X_t & W_t \end{bmatrix} \quad \pi_0 = \begin{bmatrix} b_{10} & b_{20} \end{bmatrix} \quad \pi_1 = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix}$$

Multiplicando por B^{-1} , se llega a la forma reducida:

$$Z_t = A_0 + A_1 Z_{t-1} + \epsilon_t \quad (9)$$

$$A_0 = B^{-1} \pi_0 \quad A_1 = B^{-1} \pi_1 \quad \epsilon_t = B^{-1} \epsilon_t$$

Escrito en forma vectorial es:

$$X_t = a_{10} - a_{11}x_{t-1} + a_{12}w_{t-1} + \epsilon_{1t} \quad (10)$$

$$W_t = a_{20} + a_{21}x_{t-1} + a_{22}w_{t-1} + \epsilon_{2t} \quad (11)$$

Impactadas por los errores de las dos ecuaciones del sistema primitivo están las perturbaciones del sistema reducido:

$$e1t = \frac{\epsilon_{xt} - b12\epsilon_{wt}}{1 - b12b21} \quad (12)$$

$$e2t = \frac{\epsilon_{xt} - b21\epsilon_{xt}}{1 - b12b21} \quad (13)$$

Ambos son procesos estacionarios, por cumplir las propiedades de la definición de ruido blanco, es decir tienen: 1) media cero, 2) varianza constante, 3) La autocovarianza es independiente del tiempo, igual a cero. Por consiguiente, se define la matriz de varianzas y covarianzas como:

$$Var Cov = [var(e1t) cov(e1t, e2t) cov(e1t, e2t) var(e2t)] = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \sigma_{21} & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \quad (14)$$

Descripción del VAR implica la designación del conjunto de parámetros que acompañarán a la estructura autorregresiva. Dos criterios popularmente usados es el de información de Akaike (AIC) y el criterio de información del error de predicción final (FPE)

$$AIC = -2 \left(\frac{LL}{T} \right) + \left(\frac{2tp}{T} \right) \quad (15)$$

Donde T es el número de observaciones, tp es el total de parámetros del modelo y LL el log likelihood.

(16)

$$FPE = \sum_u \left(\frac{T + \bar{m}}{T - \bar{m}} \right)^k$$

Siendo K la cantidad de ecuaciones y \bar{m} el número promedio de parámetros en las K ecuaciones.

3.1.2 ESTIMACIÓN DEL VAR

Examinando el modelo de dos ecuaciones los seis parámetros $a10, a20, a11, a21, a12, a22$ y las varianzas y covarianzas de los errores $var(e1), var(e2)$ y $cov(e1; e2)$ son posibles de

estimar, a pesar de ello los diez parámetros del VAR estructural no serán posibles estimar esto quiere decir a menos que se imponga alguna restricción sobre el modelo, los dos interceptos b_{10} y b_{20} sumado los cuatro coeficientes autorregresivos $\gamma_{11}, \gamma_{12}, \gamma_{21}, \gamma_{22}$ y los coeficientes que vinculan las variables endógenas b_{12}, b_{21} más los desvíos estándar σ_x, σ_w . Por ello (Sims, 1980) propone como restricción $b_{21}=0$ agregando asimetría al modelo. Por lo cual los errores del sistema reducido pasan a ser:

$$e_{1t} = \epsilon_{xt} - b_{12}\epsilon_{wt} \quad (17)$$

$$e_{2t} = \epsilon_{wt} \quad (18)$$

Esto implica que X_t no tiene colisión en W_t al mismo tiempo un shock por medio de ϵ_{xt} y ϵ_{wt} afecta X_t pero solo uno en ϵ_{wt} impacta en W_t . Esto da como resultado que la matriz de varianzas y covarianzas de los errores pasen a formar un sistema de tres ecuaciones donde las incógnitas son $\sigma_x^2, \sigma_w^2, b_{12}^2$ a esto se lo conoce como descomposición de Cholesky. Expresado matricialmente se aprecia como despejar dichas variables. Dado el sistema VAR de la ecuación (7) multiplicado por B^{-1} tenemos:

$$\begin{bmatrix} X_t \\ W_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{10} & b_{20} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{21} & \gamma_{22} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_t - 1 \\ W_t - 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{xt} \\ \epsilon_{wt} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\begin{bmatrix} X_t \\ W_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{10} - b_{12}b_{10} & b_{20} \\ \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} & \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_t - 1 \\ W_t - 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & -b_{12} & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \epsilon_{xt} - b_{12}\epsilon_{wt} \\ \epsilon_{wt} \end{bmatrix} \quad (20)$$

Posteriormente igualando cada ecuación a las obtenidas en 10 y 11 se logran las siguientes seis ecuaciones:

$$a_{10} = b_{10} - b_{12}b_{20} \quad (21)$$

$$a_{20} = b_{20} \quad (22)$$

$$a_{12} = \gamma_{12} - b_{12}\gamma_{22} \quad (23)$$

$$a_{11} = \gamma_{11} - b_{12}\gamma_{21} \quad (24)$$

$$a_{21} = \gamma_{21} \quad (25)$$

$$a_{21} = \gamma_{21} \quad (26)$$

Generar un sistema de nueve ecuaciones con incógnitas que se encuentre identificado se logra incorporando los demás tres componentes $var(e_1)$, $var(e_2)$ y $cov(e_1; e_2)$. Un VAR con n variables en términos genéricos donde B es una matriz de n*n presenta n regresiones para los residuos y n regresiones para los shock estructurales y para que el modelo este identificado es necesario que $(n^2 - n)/2$ sea igual a cero esto se logra mediante la descomposición de Cholesky donde a la matriz B la torna triangular.

3.1.3 PRODUCTOS DEL VAR

3.1.3.1 FUNCIÓN DE IMPULSO RESPUESTA

La condición de estabilidad en forma matricial según (Ender, 2015):

$$Z_t = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} A_1^i e_{t-1} = [X_t W_t] = [\bar{x} \bar{w}] + \sum_{i=0}^{\infty} [a_{11} \ a_{12} \ a_{21} \ a_{22}]^i [e_{1t-i} \ e_{2t-i}] \quad (27)$$

Siendo los errores, expresados a partir de los errores del modelo estructural:

$$\begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \end{bmatrix} = \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} [1 \ -b_{12} \ -b_{21} \ 1] \begin{bmatrix} e_{xt} \\ e_{wt} \end{bmatrix} \quad (28)$$

Reescribiendo la ecuación de estabilidad con los errores del modelo estructural:

$$[X_t W_t] = [\bar{x} \bar{w}] + \sum_{i=0}^{\infty} [a_{11} \ a_{12} \ a_{21} \ a_{22}]^i \frac{1}{1-b_{12}b_{21}} [1 \ -b_{12} \ -b_{21} \ 1] [e_{xt-1} \ e_{wt-1}] \quad (29)$$

Y precisando la función ϕ_i como:

$$\phi_i = \frac{A_1^i}{1-b_{12}b_{21}} [1 \ -b_{12} \ -b_{21} \ 1] \quad (30)$$

Se obtiene:

$$\begin{aligned}
 [X_t \ W_t] &= [\bar{x} \ \bar{w}] + \sum_{i=0}^{\infty} [\phi_{11}(i) \ \phi_{12}(i) \ \phi_{21}(i) \ \phi_{22}(i)] \begin{bmatrix} e_{xt-1} \\ e_{wt-1} \end{bmatrix} = \mu + \\
 &\sum_{i=0}^{\infty} \phi_i e_{t-i} \quad (31)
 \end{aligned}$$

Donde todos los multiplicadores de impacto ϕ_i juntos conforman las funciones impulso respuesta, que exponen el alcance de ϵ_{xt} y ϵ_{wt} sobre el breve trayecto de xt y wt . Citando un ejemplo, $\phi_{12}(0)$ es el efecto de una unidad de ϵ_{wt} sobre xt . Del mismo modo $\phi_{11}(1)$ es el efecto de una unidad en ϵ_{xt-1} sobre xt . Seguidamente de n períodos el impacto de ϵ_{wt} sobre $xt+n$ es $\phi_{11}(n)$, que se puede lograr como la adición del efecto en cada uno de los períodos.

Al no lograr identificar todos los parámetros del VAR estructural, a partir del VAR reducido, debe adscribirse la descomposición de Cholesky en el que posteriormente se deducirán las funciones de impulso respuesta ortogonalizadas. De este modo se compensa la restricción presente en la inferencia de las funciones de impulso respuesta en términos de relaciones causa-efecto dado que la matriz de errores estructurales no es diagonal.

Por medio de la transformación del VAR que conlleva la descomposición de Cholesky se erradica la correlación actual entre las perturbaciones asociadas a cada variable del sistema, dicho de otra manera, los errores pasan a estar incorrelacionados.

De tal forma es posible inferir causalidad a partir de la relación impulso respuesta con la ayuda de un shock aislado a una variable, mantenido constante el resto de las variables. Teniendo en cargo que de la factorización de Cholesky se conseguirá diferentes funciones de impulso respuesta según el orden en el cual las variables hayan sido especificadas en el VAR.

3.1.3.2 DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA

Partiendo de la ecuación (9), es decir del VAR reducido y suponiendo que se conocen los coeficientes A_0 y A_1 se quiere conocer los valores de Z_{t+1} condicionados a valores de Z_t agarrando la esperanza condicional de Z_{t+1} llegamos a:

$$E_t Z_{t+1} = A_0 + A_1 Z_t \quad (32)$$

El error de pronóstico:

$$Z_{t+1} - E_t Z_{t+1} = e_{t+1} \quad (33)$$

Para el caso de dos periodos tenemos:

$$Z_{t+2} = A_0 + A_1 Z_{t+1} + e_{t+2} \quad (34)$$

$$Z_{t+2} = A_0 + A_1 (A_0 + A_1 Z_t + e_{t+1}) + e_{t+2} \quad (35)$$

Siendo la esperanza condicional en Z_{t+2} :

$$E_t Z_{t+2} = (1 + A_1) A_0 + A_1^2 Z_t \quad (36)$$

Mientras que el error de pronóstico en cuanto a la realización de t+2

$$e_{t+2} + A_1 e_{t+1}$$

Y el pronóstico para el momento n:

$$E_t Z_{t+n} = (1 + A_1 + A_1^2 + \dots + A_1^{n-1}) A_0 + A_1^n Z_t \quad (37)$$

A su vez el error de pronóstico asociado:

$$e_{t+n} + A_1 e_{t+n+1} + A_1^2 e_{t+n-2} + \dots + A_1^{n-1} e_{t+1}$$

Manifestándolo en términos del VAR estructural tenemos:

$$Z_{t+n} = \mu + \sum_{i=0}^{\infty} \phi_i e_{t+n-i} \quad (38)$$

Donde el error de pronóstico de t+n sería:

$$Z_{t+n} - E_t Z_{t+n} = \mu + \sum_{i=0}^{n-1} \phi_i e_{t+n-i} \quad (39)$$

Para X_t el error de pronóstico para el paso n sería:

$$X_{t+n} - E_t X_{t+n} = \varphi_{11}(0) e_{xt+n} + \varphi_{11}(1) e_{xt+n-1} + \dots + \varphi_{11}(n-1) e_{xt+1} + \varphi_{12}(0) e_{wt+n} + \varphi_{12}(1) e_{wt+n-1} + \dots + \varphi_{12}(n-1) e_{wt+1} \quad (40)$$

La varianza del error del pronóstico de X_{t+n} se define como $\sigma_x(n)^2$

$$\sigma_x(n)^2 = \sigma_x^2 (\varphi_{11}(0)^2 + \varphi_{11}(1)^2 + \dots + \varphi_{11}(n-1)^2) + \sigma_w^2 (\varphi_{12}(0)^2 + \varphi_{12}(1)^2 + \dots + \varphi_{12}(n-1)^2) \quad (41)$$

Dado que son no negativos todos los valores de $\varphi_{jk}(i)^2$ la varianza del error de pronóstico tiende a incrementarse cuando se pronostican periodos más alejados. Al mismo tiempo es posible descomponer el n del pronóstico según si el shock ha sido en e_{xt} o en e_{wt} .

$$\frac{\sigma_x^2 (\varphi_{11}(0)^2 + \varphi_{11}(1)^2 + \dots + \varphi_{11}(n-1)^2)}{\sigma_x(n)^2}$$

$$\frac{\sigma_w^2 (\varphi_{12}(0)^2 + \varphi_{12}(1)^2 + \dots + \varphi_{12}(n-1)^2)}{\sigma_x(n)^2}$$

Por tanto, citando un ejemplo la descomposición de la varianza de error indicaría que si e_{wt} no explica nada del error de la varianza de X_t para todos los horizontes de pronóstico, X_t es exógena. Lo opuesto sería si e_{wt} explica todas las variaciones de X_t entonces X_t sería completamente endógena. Al mismo tiempo, debe utilizarse la descomposición de Cholesky para asumir restricciones sobre la matriz B y así poder resolver el problema de identificación.

3.1.3.3 CAUSALIDAD DE GRANGER

Existe causalidad de Granger cuando los rezagos de una variable explican a la otra, esto es, la memoria de la variable causal explica el valor presente de la variable respuesta una vez controlada la relación causa efecto por la memoria agregada de la variable respuesta. En el sentido de Granger si X_t no contribuye en el pronóstico de W_t entonces X_t no Causa W_t . (Ender, 2015) menciona que la forma de testear la causalidad de Granger si todas las variables del VAR son estacionarias es mediante un test F.

$$a_{21}(1) = a_{21}(2) = a_{21}(3) = \dots = a_{21}(p) = 0 \quad (42)$$

3.2 PROCESO AUTORREGRESIVO INTEGRADO DE PROMEDIOS MÓVILES (ARIMA)

Introducida originariamente a través de los trabajos pioneros de Box y Jenkins, los modelos autorregresivos y de promedios móviles (ARMA) publicación que probó ser bastante efectiva a pesar de su sencilla sistematización el cual se instauró de esta manera como una solución relevante a los modelos estructurales, por entonces muy extendidos en la experiencia de predicciones (González, 2007).

La esencial distinción entre los modelos ARMA y los clásicos es el punto de vista estocástico que se le da a las series de tiempo, en lugar de tratarlas de carácter determinista. Desde este punto de vista se concibe a la serie de tiempo como un conjunto de valores de tipo aleatorio, generados desde un proceso completamente desconocido, dicho de otra forma, se percibe a la serie como un proceso estocástico. Del mismo modo, derivado del desconocimiento del proceso causante de los datos, el propósito de este enfoque es tratar de determinar el modelo probabilístico que reproduzca las características principales del comportamiento de la serie (Hernandez, 1994).

El procedimiento acostumbrado de plasmar y emplear modelos ARIMA es utilizando la metodología elaborada por Box y Jenkins. Si bien existen diferentes variantes de cómo esta se aplica la que divide el proceso en cuatro pasos es la forma más habitual: Identificación, estimación del modelo, diagnóstico y predicción. En esta sección, se seguirá esta estructura a excepción de la predicción porque solo se busca identificar la existencia de memoria en las series.

3.2.1 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO ARIMA

En vista de que se establece el orden de diferenciación d , se tiene la transformación estacionaria de la serie $Z_t = (1 - L)^d Y_t$ que se puede figurar mediante un proceso ARMA(p,q) estacionario.

En este estado se pretende identificar los órdenes p y q del proceso que puede reproducir las características de la serie estacionaria y de analizar la conveniencia de la incorporación del parámetro asociado a la media. Las propiedades de la serie estacionaria se analizan en el capítulo cuatro.

La naturaleza dinámica del proceso estacionario están recogidas en la función de autocorrelación FAC por lo que ésta será el artilugio elemental para identificar los órdenes p y q del modelo ARMA apropiado para suplir las características de la serie estacionaria Z_t . Los coeficientes de autocorrelación muestral de Z_t son:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^T (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^T (Z_t - \bar{Z})^2} \quad k=1,2,\dots,T \quad (43)$$

Donde $T = t - d$ es la longitud de la serie estacionaria Z_t .

Para apoyarnos en la identificación de modelos ARMA(p,q) en estos casos acudimos a otra herramienta complementaria, la función de autocorrelación parcial donde el coeficiente de orden k , denotado por pk mide el grado de asociación lineal entre las variables Y_t e Y_{t-k} una vez ajustado el efecto lineal de todas las intermedias, es decir:

$$p_k = \rho(Y_t, Y_{t-k}, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-k+1}) \quad (44)$$

Por consiguiente, el coeficiente de autocorrelación parcial p_k es el coeficiente de la subsecuente regresión lineal.

$$Y_t = \alpha + p_1 Y_{t-1} + p_2 Y_{t-2} + \dots + p_k Y_{t-k} + e_t \quad (45)$$

Las propiedades de la función de autocorrelación parcial (FACP) son análogas a las de la función de autocorrelación (FAC), dicho de otro modo, los coeficientes p_k no se sujetan de unidades y son inferiores que la unidad en valor absoluto, $p_0 = 1$ y $p_1 = \rho_1$, la (FACP) es una función simétrica, la (FACP) de un proceso estocástico estacionario decrece prontamente hacia cero cuando $k \rightarrow \infty$.

Estimar a partir de los datos de la serie como una función de los coeficientes de autocorrelación simples estimados $\hat{\rho}_k$ se logra la función de autocorrelación parcial (FACP). La conformación de la función de autocorrelación parcial para un modelo estacionario ARMA(p,q) es como sigue:

$$Y_t = \alpha_t + p_1 Y_{t-1} + p_2 Y_{t-2} + \dots + p_p Y_{t-p} + \alpha_t + \phi_1 \alpha_{t-1} + \phi_2 \alpha_{t-2} + \dots + \phi_q \alpha_{t-q} \quad (46)$$

La (FACP) de un modelo ARMA(p,q) es infinita y los p primeros coeficientes de la FACP dependerán de los parámetros autorregresivos y de los de medias móviles y, desde el inicio del retardo p+1, consiste solamente de la estructura de la parte de medias móviles, de manera que, decrece prontamente hacia cero de manera exponencial cuando las raíces del polinomio de medias móviles son reales y en forma de onda seno-coseno suavizada si las raíces del citado polinomio son complejas.

Contrastando la complejión de las funciones de autocorrelación simple y parcial estimadas con las características básicas de las funciones de autocorrelación teóricas de la tabla siguiente se puede identificar los procesos que podrían haber producido la serie bajo estudio.

Tabla 3.1. Criterios para determinar el valor de los parámetros para un ARMA(p,q).

	FAC	FACP
MA(q)	Picos significativos en los rezagos q	Decrece exponencialmente

AR(p)	Disminuye exponencialmente o con un patrón de onda sinusoide achatada o ambos	Picos significativos en los rezagos q
ARMA(p,q)	Decrece exponencialmente	Decrece exponencialmente

Fuente: (Gujarati & Porter, 2013)

Análogamente, para la identificación del modelo adecuado solo se alcanza con las estimaciones de la FAC y de la FACP a partir de los datos de la serie. Los estimadores de los coeficientes de autocorrelación son variables aleatorias que tiene una distribución de probabilidad y captará valores para diferentes realizaciones de Y_t . De tal forma que, para identificar el orden del proceso ARMA (p, q) apropiado para la serie, es imprescindible precisar la estructura de las series FAC y FACP estimadas realizando contrastes sobre la significación individual de los coeficientes de autocorrelación simple y parcial estimados.

Por otra parte, hay que tener en cuenta que no es una tarea sencilla identificar el modelo a través de las funciones de autocorrelación simple y parcial estimadas cuando se procede con la identificación de un modelo ARMA (p, q). En esta primera etapa no se trata tanto de identificar el modelo correcto, sino de acotar un subconjunto de modelos ARIMA que han podido generar la serie. Posteriormente, en la etapa de estimación y validación, dependiendo de los resultados, se vuelve a esbozar la identificación del proceso.

Generalmente, se trata de buscar los modelos más simples que reproduzcan las características de la serie. Es preciso tener en consideración que, por un lado, hay cierta probabilidad de conseguir algún coeficiente significativo, pese a que los datos fueran generados por un ruido blanco y en otro orden de cosas que al determinar qué retardos pueden ser significativamente distintos de cero del mismo modo hay que considerar la interpretación que se les pueda dar. Asimismo, los coeficientes de autocorrelación muestral están correlacionados entre sí, de modo que en el correlograma muestral pueden presentarse ciertas ondulaciones que no se corresponden con el correlograma teórico. El ejercicio de identificación será más fácil cuanto más grande sea el tamaño de la muestra.

3.2.2 ESTIMACIÓN DEL MODELO ARIMA

Después de que se han identificado los procesos estocásticos que han podido generar la serie temporal Y_t , la siguiente fase depende en estimar los parámetros desconocidos de dichos modelos.

$$= (\alpha, p_1, \dots, p_p, \phi_1, \dots, \phi_q) \quad y \quad \sigma_a^2 \quad (47)$$

Estos parámetros se pueden estimar de forma consistente por Mínimos Cuadrados o Máxima Verosimilitud. Los dos métodos de estimación se basan en el cómputo de las innovaciones a_t , a partir de los valores de la serie estacionaria. El método de Mínimos Cuadrados minimiza la suma de cuadrados.

$$\text{Min} \sum_t^{\infty} a_t^2 \quad (48)$$

La función de verosimilitud se puede derivar a partir de la función de densidad conjunta de las innovaciones, a_1, a_2, \dots, a_t que bajo supuesto de normalidad, es como sigue:

$$f(a_1, a_2, \dots, a_t) \propto \sigma^T \exp \left\{ - \sum_{t=1}^T \frac{a_t^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (49)$$

Para solucionar el problema de estimación, las ecuaciones (48) y (49) se han de denotar en función del conjunto de información y de los parámetros desconocidos del modelo. Para un modelo ARMA (p,q) la innovación se puede escribir de acuerdo con:

$$a_t = Z_t - \alpha - \sum_{i=1}^p p_i Z_{t-i} - \sum_{i=1}^q \phi_i a_{t-i} \quad (50)$$

De tal forma que, para calcular las innovaciones a partir de un conjunto de información de un vector de parámetros desconocidos, se precisan un conjunto de valores iniciales Z_0, Z_1, \dots, Z_{p-1} y a_0, a_1, \dots, a_{q-1} .

En la aplicación, el mecanismo seguido es aproximar las innovaciones imponiendo una serie de condiciones sobre los valores iniciales, con lo que se consigue los denominados estimadores de Mínimos Cuadrados Condicionados y Máximo verosímiles Condicionado. La condición que se aplica generalmente sobre los valores iniciales es que las p primeras observaciones de Z_t son los valores iniciales y las innovaciones previas son cero. Los estimadores Máximo verosímiles condicionados a las p primeras observaciones son iguales a los estimadores Mínimos Cuadrados condicionados.

Existen métodos para alcanzar estimadores Máximos verosímiles no condicionados, basados en la maximización de la función de verosimilitud exacta que se logra como una combinación de la función de verosimilitud condicionada y la función de densidad no condicionada para los valores iniciales.

3.2.3 VALIDACIÓN DEL MODELO ARIMA

En esta fase se procede teniendo en cuenta si las estimaciones de los coeficientes del modelo son significativas y cumplen las condiciones de estacionariedad e invertibilidad a la evaluación de los modelos estimados de los datos que deben satisfacer los parámetros del modelo y si los residuos del modelo tienen un comportamiento similar a las innovaciones, esto es si son ruido blanco.

Antes de todo, se han de realizar los contrastes habituales de significación individual de los coeficientes AR y MA:

$$= (\alpha, p_1, \dots, p_p, \phi_1, \dots, \phi_q) \quad (51)$$

Para constatar si el modelo planteado está sobre identificado, en otros términos, si se han adjuntado estructura que no es relevante. En el caso más habitual de un ARMA (p, q) con constante se plantean los siguientes contrastes:

Ho : $\alpha = 0$	frente a	Ha : $\alpha \neq 0$
Ho : $p_i = 0$	frente a	Ha : $p_i \neq 0$
Ho : $\phi_i = 0$	frente a	Ha : $\phi_i \neq 0$

Comúnmente, la distribución asintótica de los estimadores es la siguiente:

$$\hat{\beta}_i \sim N\left(\beta_i, V(\hat{\beta}_i)\right) \quad \forall i$$

Con la varianza dada por la inversa de la matriz de información. De tal forma que, para contrastar la Ho de no significatividad individual de los parámetros se utilizará el estadístico t habitual que sigue asintóticamente una distribución normal:

$$t = \frac{\hat{\beta}_i - 0}{\sqrt{V(\hat{\beta}_i)}} \sim N(0,1) \quad (52)$$

Se rechazará la hipótesis nula a un nivel de significación $\alpha = 5\%$, cuando:

$$\left| \frac{\hat{\beta}_i}{\sqrt{V(\hat{\beta}_i)}} \right| > N_{\frac{\alpha}{2}}(0,1) \approx 2 \quad (53)$$

Por otra parte, es importante verificar si las condiciones de estacionariedad e invertibilidad se satisfacen para el modelo propuesto. Para esto, se calculan las raíces del polinomio autorregresivo $\hat{p}(L) = 0$, y las raíces del polinomio de medias móviles $\hat{\phi}(L) = 0$. Si alguna de estas raíces está próxima a la unidad podría apuntar a una falta de estacionariedad o invertibilidad.

Finalmente, con el fin de detectar la posible presencia de una correlación excesivamente alta entre las estimaciones de los mismos es oportuno también analizar la matriz de covarianzas entre los parámetros estimados lo que puede ser un indicio de la presencia de factores comunes en el modelo.

Luego de estudiar los coeficientes estimados lo siguiente es analizar los residuos. El análisis de residuos consiste en una serie de contrastes de diagnóstico con el objetivo de determinar si los residuos replican el comportamiento de un ruido blanco, es decir, si su media es cero, su varianza constante y las autocorrelaciones nulas.

Para comprobar si la media es cero se realiza un análisis gráfico, representando los residuos a lo largo del tiempo y observando si los valores oscilan alrededor de cero. De igual manera se puede llevar a cabo el siguiente contraste de hipótesis: $H_0: E(a_t) = 0$ vs $H_a = E(a_t) \neq 0$. El estadístico de contraste se distribuye bajo la hipótesis nula como sigue:

$$T = \sqrt{T} \frac{\hat{a}}{\sqrt{Co(\hat{a})}} \sim N(0,1) \quad (54)$$

Donde \hat{a} y $Co(\hat{a})$ son respectivamente la media y la varianza muestrales de los residuos. Mientras que si en el gráfico de los residuos la dispersión de estos es constante deduciremos que la varianza de a_t permanece constante.

Si los residuos se portasen como un ruido blanco, los coeficientes de la FAC y FACP muestrales deben ser prácticamente nulos para todos los retardos. Para corroborarlo se lleva a cabo un contraste de significatividad individual sobre los coeficientes de autocorrelación $H_0 : \rho_k(a) = 0$ versus la alternativa $H_a: \rho_k(a) \neq 0$, bajo la hipótesis nula se tiene que:

$$\hat{\rho}_k(a) \sim N\left(0, \frac{1}{T}\right) \quad (55)$$

Se dirá que a_t es un ruido blanco si los coeficientes de autocorrelación estimados están dentro del intervalo de no significación, es decir si :

$$|\hat{\rho}_k(a)| \leq \frac{2}{\sqrt{T}} \quad (56)$$

Para todo k o al menos para el 95% de los coeficientes estimados.

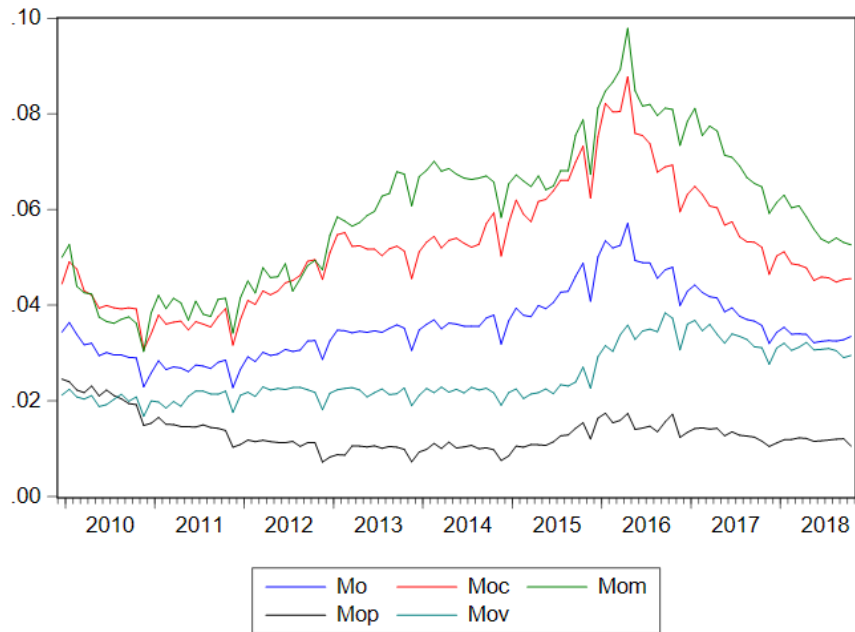
4. ANALISIS DE DATOS

Se puede pensar en al menos dos factores que han limitado la profundización en el estudio de modelos macroeconómicos para el Ecuador. El más obvio probablemente sea el de precariedad de la información, que se manifiesta tanto en su escasa antigüedad y desigual periodicidad de las series como en una generalizada falta de antigüedad en los datos en sí. El otro factor reside en características particulares de la historia económica ecuatoriana: la concurrente inestabilidad monetaria que se extendió hasta finales de la década del 2000 no creaba un ambiente propicio para la elaboración de análisis y proyecciones macroeconómicos de un valor significativo. Con la década del 2010, sin embargo, llegaron tanto una relativa estabilidad económica, como diversos esfuerzos oficiales y privados para sistematizar la información que brindaron un ambiente propicio para el desarrollo del estudio de modelos macroeconómicos.

En este estudio se encara el análisis de nueve variables: La morosidad del Sistema Financiero (Mo), la morosidad del Segmento Productivo (Mop), la morosidad del Segmento Consumo (Moc), la morosidad del Segmento Microcrédito (Mom), la morosidad del Segmento Vivienda (Mov), la Liquidez Total (M2), el Índice de Actividad Económica como proxy del Producto Interno Bruto (Yt), Tipo de Cambio Real (TCR) y el Precio del Petróleo (St). Estas han sido seleccionadas no solo por ser relevantes para comprender el funcionamiento de la macroeconomía ecuatoriana, sino también por tener a diferencia de otras variables alternativas una frecuencia y antigüedad adecuada para los fines de este estudio. Sin embargo, como la calidad y precisión de las predicciones realizadas a partir de modelos econométricos van a estar íntimamente ligadas con características particulares de las series, es importante llevar a cabo un examen cuidadoso de las mismas.

Aun sin siquiera echar una mirada a los datos es sensato suponer que a principios de la década del 2010 se haya dado una perturbación en su evolución. Mas precisamente a partir de los shocks externos de otras economías y un severo cambio en los precios de los commodities hayan producido un quiebre a raíz de las variantes en las políticas que como bien se sabe pudo haber ocasionado variación en los comportamientos de la gente.

Gráfico 4.1. *Morosidad segmento Consumo, Microcrédito, Productivo, Vivienda y Total (2009-2018).*



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Esta particular evolución de las variables va a tener secuelas en la elaboración de los modelos econométricos. A continuación, se presenta una tabla con las estadísticas descriptivas de cada variable.

Tabla 4.1 . Estadísticas descriptivas de las variables de estudio.

Variable	Media	Mediana	Máximo	Mínimo	Desviación Estándar	Observaciones
Morosidad Sistema Financiero (Mo)	0.035644	0.034666	0.057165	0.022785	0.007016	107
Morosidad segmento Consumo (Moc)	0.052154	0.051359	0.087797	0.030751	0.012087	107
Morosidad segmento Microcrédito (Mom)	0.059220	0.060802	0.097919	0.030340	0.015017	107
Morosidad segmento Productivo (Mop)	0.013143	0.012004	0.024576	0.007196	0.003692	107
Liquidez Total (M2)	35452.64	35951.88	52146.01	18358.30	10043.55	107
Producto Interno Bruto (Yt)	152.3150	155.3922	182.7933	101.8107	16.20672	107
Tipo de Cambio Real (Tcr)	91.48522	91.71410	98.51126	83.96817	3.632096	107
Precio del Petróleo (St)	70.68737	69.50090	112.4541	21.74404	25.48465	107

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Otro enfoque que es relevante estudiar es la de estacionariedad de las series. Como es sabido, gran parte del análisis de series temporales se cimienta en el estudio de series que tienen

la cualidad de ser estacionarias, debido a lo cual no solo es necesario determinar si las variables con las cuales se trabaja presentan esta característica, sino que en caso contrario se debe tratarlas para así obtener una serie que efectivamente tenga esa cualidad. Para definir esto, entonces se procedió analizar la estacionariedad en varianza y en media. Los instrumentos que se van a utilizar son fundamentalmente gráficos y correlograma muestrales de la serie original y de determinadas transformaciones de la serie: logaritmos, diferencias entre otras y contrastes de raíces unitarias.

4.1 ANÁLISIS DE ESTACIONARIEDAD

4.1.1 ESTACIONARIEDAD EN VARIANZA

Una serie será estacionaria en varianza cuando pueda mantenerse el supuesto de que existe una única varianza para toda la serie temporal, esto es, cuando la variabilidad de la serie en torno a su media se preserva constante a lo largo del tiempo. Si la serie no es estacionaria en varianza, se utilizan las transformaciones estabilizadoras de varianza, es decir, las transformaciones Box-Cox.

$$Y_t^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{Y_t^{(\lambda)}}{\lambda} & \lambda \neq 0 \\ \ln Y_t & \lambda = 0 \end{cases} \quad (57)$$

Las transformaciones Box-Cox integran una familia infinita de funciones: raíz cuadrada, inversa, etc. Como las series económicas suelen ser positivas y sin valores cero, la transformación más utilizada en la práctica económica es la logarítmica. Los instrumentos que se utilizan para analizar la estacionariedad en varianza de una serie son el gráfico de la serie original y las transformaciones correspondientes.

4.1.2 ESTACIONARIEDAD EN MEDIA

Una serie es estacionaria en media cuando se puede sostener el supuesto de que existe una única media para toda la serie temporal, es decir, cuando oscila en torno de una media constante, adicionalmente la función de autocorrelación teórica de un proceso estacionario decae rápidamente. Cuando la serie es no estacionaria en media presenta tendencia o varios tramos con medias diferentes entonces se tomarán sucesivas diferencias de orden uno sobre la serie hasta obtener una serie estacionaria:

$$Z_t = (1 - L)^d T_t \quad (58)$$

Para las series económicas los valores de d más habituales son $d=0, 1, 2$ y para decidir cuál es el más apropiado para la serie si utiliza el gráfico de la serie original y las transformaciones correspondientes, el correlograma estimado de la serie original y el contraste de raíces unitarias.

4.1.3 CONTRASTE DE DICKEY- FULLER

En condiciones formales se tiene un proceso AR(1):

$$Y_t = \phi Y_{t-1} + a_t \quad a_t = \text{RBN}(0, \sigma^2) \quad (59)$$

Que es estacionario si $|\phi| < 1$. Si, por el contrario, $\phi = 1$ la evolución de Y_t no es estacionario porque tiene raíz unitaria. Por consiguiente, se comprueba la hipótesis de existencia de raíz unitaria en la serie Y_t contrastando la hipótesis nula $H_0: \phi=1$. El problema aflora porque no se sabe a priori si el modelo es estacionario o no cuando $\phi=1$ el modelo AR(1) no es estacionario y los resultados anteriores no se mantienen. Por este motivo, en el modelo (59) se puede escribir restando Y_{t-1} en ambos lados.

$$Y_t - Y_{t-1} = \phi Y_{t-1} - Y_{t-1} + a_t \quad (60)$$

$$\Delta Y_t = -\alpha Y_{t-1} + a_t \quad \text{con } \alpha = \phi - 1 \quad (61)$$

Ahora, contrastar la hipótesis nula de raíz unitaria equivale a plantear el siguiente contraste de hipótesis en el modelo (61).

$$H_0 : \alpha = 0$$

$$H_0 : \alpha < 0$$

La hipótesis alternativa de estacionariedad se plantea únicamente en condiciones de negativo, porque un valor positivo de $\hat{\rho}$ supondría un modelo no estacionario de comportamiento explosivo. El modelo (61) es un modelo de regresión y el estadístico habitual para realizar este tipo d contraste es:

$$t = \frac{\hat{\rho} - 0}{\sqrt{\hat{V}(\hat{\rho})}} \quad (62)$$

Donde:

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{t=2}^T Y_{t-1} \Delta Y_t}{\sum_{t=2}^T Y_{t-1}^2} \quad \text{y} \quad \hat{V}(\hat{\rho}) = \frac{\hat{\sigma}^2}{\sum_{t=2}^T Y_{t-1}^2} \quad (63)$$

El estadístico t se lo designa estadístico de Dickey- Fuller. El estadístico t no sigue ninguna distribución conocida bajo la hipótesis nula de no estacionariedad así pues Dickey–Fuller calcularon los percentiles de este estadístico bajo H_0 proporcionando las tablas con los niveles críticos correctos para el estadístico en función del tamaño muestral (T) y el nivel de significancia (α). Se rechaza la H_0 , en otros términos la existencia de raíz unitaria a un nivel de significación α si el valor muestral del estadístico t es menor que el valor crítico de las tablas de Dickey -Fuller $t < DF$. El modelo se puede también extender introduciendo una constante y una tendencia lineal:

$$\Delta Y_t = c + \rho Y_{t-1} + a_t \quad (64)$$

$$\Delta Y_t = c + \beta t + \rho Y_{t-1} + a_t \quad (65)$$

Procediéndose a la realización del contraste de la hipótesis nula de raíz unitaria.

$$H_0 : \rho = 0 \quad (66)$$

$$H_0 : \rho < 0 \quad (67)$$

4.1.4 CONTRASTE DE DICKEY- FULLER AUMENTADO

El contraste anterior de Dickey Fuller se ha deducido partiendo del supuesto restrictivo de que la serie sigue un proceso AR(1). Pero la serie puede seguir procesos más generales ARMA(p,q). Como es bien conocido, todo proceso ARMA(p, q) se puede aproximar hasta el grado de bondad necesario mediante un AR(p):

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t \quad a_t = \text{RBN}(0, \sigma^2) \quad (68)$$

Este modelo se puede reparametrizar como sigue:

$$\Delta Y_t = \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \alpha_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} + a_t \quad (69)$$

Donde:

$$\alpha_i = \sum_{j=1}^i \phi_{p-i+j} - 1 \quad y \quad \alpha_i = \sum_{j=1}^i \phi_{p-i+j}$$

Dado que un proceso AR(p) tiene una raíz unitaria cuando $\sum_{i=1}^p \phi_i - 1 = 0$, contrastar la hipótesis nula de existencia de raíz unitaria es equivalente a contrastar la $H_0 : \rho = 0$ en la regresión (69). Este contraste de raíz unitaria se denomina Dickey Fuller Aumentado (ADF) y se

cimenta en la estimación MCO del parámetro α en el modelo (69) y en el correspondiente estadístico t. Este estadístico tiene la misma distribución que para el caso del modelo AR(1) y de tal modo que, podemos utilizar los mismos valores críticos tabulados por Dickey- Fuller. De igual forma, el modelo se puede generalizar introduciendo una constante y una tendencia lineal.

$$\Delta Y_t = c + \alpha Y_{t-1} + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \alpha_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} + a_t \quad (70)$$

$$\Delta Y_t = c + \beta t + \alpha Y_{t-1} + \alpha_1 \Delta Y_{t-1} + \dots + \alpha_{p-1} \Delta Y_{t-p+1} + a_t \quad (71)$$

Para establecer esto, entonces, se procedió a calcular el estadístico de Dickey- Fuller (ADF), que accede a identificar la presencia de raíces unitarias, dicho de otra manera, que provocan que la serie sea del tipo random walk. Los resultados están expuestos en la siguiente tabla 4.2

Tabla 4.2 . Resultados del ADF test al 5%.

Serie	ADF	Valor Crítico	Ho: Serie no estacionaria		
			Rechazo Ho	No Rechazo Ho	
Mo	Nivel	-2.4052	-2.8925		x
	Log	-2.9936	-2.8925	x	
	Dif.Log(I2)	-6.2837	-2.8937	x	
Mop	Nivel	-3.0831	-2.8894	x	
	Log	-2.1126	-2.8925		x
	Dif.Log(I2)	-8.4806	-2.8925	x	
Moc	Nivel	-2.5109	-2.8925		x
	Log	-3.0845	-2.8925		x
	Dif.Log (I2)	-6.2137	-2.8925	x	
Mom	Nivel	-2.1590	-2.8925		x
	Log	-2.3962	-2.8925		x
	Dif.Log (I2)	-6.6183	-2.8925	x	
Mov	Nivel	-1.8325	-2.8925		x
	Log	-1.8451	-2.8925		x
	Dif.Log I(2)	-6.4253	-2.8925	x	
M2	Nivel	-0.4794	-2.8925		x
	Log	-1.7652	-2.8925		x
	Dif.Log I(2)	-7.0654	-2.8925	x	

Yt	Nivel	-3.8315	-2.8894	x	
	Log	-3.1113	-2.8894	x	
	Dif.Log	-12.2818	-2.8894	x	
Tcr	Nivel	-1.81211	-2.8892		x
	Log	-1.82359	-2.8892		x
	Dif.Log	-7.4746	-2.8892	x	
St	Nivel	-1.40612	-2.8892		x
	Log	-1.61692	-2.8892		x
	Dif.Log	-6.8646	-2.8892	x	

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Como se puede apreciar, en todos los casos de niveles y logaritmos de las variables a excepción de Yt, Mo y Mop no se puede rechazar la hipótesis nula de que la serie es no estacionaria. Al tomar primeras diferencias, sin embargo, para las nuevas series si se puede rechazar la H_0 lo cual indica que éstas son efectivamente estacionarias. Se decidió utilizar las primeras diferencias de los logaritmos y no en niveles básicamente para evitar problemas de escala.

5. RESULTADOS

El modelo de vectores autorregresivos (VAR) desarrollado para la morosidad del sistema financiero del Ecuador cubre el periodo 2009-2018. Para lograr la especificación considerada más fructuosa se realizaron pruebas con un conjunto acumulado de variables de la esfera real y financiera de la economía. El razonamiento de colección de variables obedeció a su probado efecto en el ciclo económico bajo estudio y comprometido a que las variables han sido utilizadas en otros trabajos recientes como mencionamos en el escrutinio bibliográfico.

DEFINICIÓN DEL VAR PARA LA MOROSIDAD DE SISTEMA FINANCIERO DEL ECUADOR.

La iniciativa de año 2009 como principio de la serie tiene aparejada la expectativa deliberada de adentrar el cambio estructural durante el 2014-2015. El acontecimiento constituye

un inexcusable caso de estudio, el más representativo evento de tensión financiero y económico de la historia reciente y por ello al mismo tiempo por su relativa inminencia es incluido en todos los trabajos relacionados en el Ecuador.

El modelo está considerado por cuatro variables endógenas y una exógena. Las variables se miden en variaciones interanuales y fueron obtenidas del Banco Central del Ecuador. Tienen periodicidad mensual a contraste de lo observado en la bibliografía lo que permite acrecentar la cantidad de observaciones para el periodo seleccionado añadiendo corpulencia al modelo. La morosidad del sistema financiero se construyó como un promedio de los índices de morosidad de los distintos segmentos: productivo, consumo, microcrédito y vivienda a esto se suma que solo se consideraron las entidades financieras que se encuentran operativas en la última fecha disponible.

La segunda variable endógena es La liquidez total o dinero que en sentido amplio incluye la oferta monetaria y el cuasidinero. De las variables consideradas el PIB fue la única que debió ser adaptada, dado que el Banco Central del Ecuador (BCE) la publica con frecuencia trimestral. En su reemplazo se utilizó una variable que mide el nivel de actividad (IDEAC), que en adelante será llamada PIB por considerar que es un *proxy* de la medición trimestral. Elaborado en base a ponderaciones sectoriales de diversas actividades del sector real, mide la evolución económica coyuntural del país.

La cuarta variable es el tipo de cambio real multilateral, indicador de la competitividad de la economía, se estableció a partir del tipo de cambio nominal (TCN) deflactado por el índice de precios de consumo (IPC) ambos elaborados por el BCE. Otra variable considerada como posible endógena, pero luego dejada de lado, fue el total de la cartera de crédito fue desechada por no presentar la influencia sobre el nivel de actividad y la Liquidez que se esperaba. A su vez, entre los agregados monetarios, también se probaron resultados con las variables M1 y el cociente entre préstamos y depósitos, ambos del sector financiero, pero fueron relegadas a favor de M2.

La variable exógena elegida fue el precio del petróleo, serie publicada por el BCE, es un factor externo con probada influencia en la economía ecuatoriana dado su impacto en el resultado de la cuenta corriente, a través de las exportaciones. Otros indicadores externos, relacionados con el impacto en el sistema financiero y económico fue el indicador de reservas internacionales, descartándose porque se observó que la variable es muy dependiente de la coyuntura política, lo que enrarece el análisis.

El modelo reducido queda construido como se muestra en las ecuaciones (72) a (75), siendo Mot la morosidad, $M2t$ la liquidez del Sistema Financiero, Yt el PIB, $TCRt$ el tipo de cambio real multilateral, St el precio del petróleo.

$$Mot = a_{10} + a_{11}Mot_{-1} + a_{12}M2t_{-1} + a_{13}Yt_{-1} + a_{14}TCRt_{-1} + a_{15}St_{-1} + e_{1t} \quad (72)$$

$$M2_t = a_{17} + a_{18}M_{ot-1} + a_{19}M2_{t-1} + a_{20}Y_{t-1} + a_{21}TCR_{t-1} + a_{22}S_{t-1} + e_{2t} \quad (73)$$

$$Y_t = a_{24} + a_{25}M_{ot-1} + a_{26}M2_{t-1} + a_{27}Y_{t-1} + a_{28}TCR_{t-1} + a_{29}S_{t-1} + e_{3t} \quad (74)$$

$$TCR_t = a_{30} + a_{31}M_{ot-1} + a_{32}M2_{t-1} + a_{33}Y_{t-1} + a_{34}TCR_{t-1} + a_{45}S_{t-1} + e_{4t} \quad (75)$$

Y expresado matricialmente,

$$\begin{bmatrix} M_{ot} \\ M2_t \\ Y_t \\ TCR_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{10} & a_{17} & a_{24} & a_{30} \\ a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & a_{18} & a_{19} & a_{20} & a_{21} & a_{25} & a_{26} & a_{27} & a_{28} & a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{15} & a_{22} & a_{29} & a_{45} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_t \\ M_{ot} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{1t} \\ e_{2t} \\ e_{3t} \\ e_{4t} \end{bmatrix} \quad (76)$$

Tabla 5.1 . Estimadores de los parámetros del VAR MO, siendo los desvíos estándar los valores que están entre paréntesis y el p-value en corchetes.

Variable	Morosidad	M2	Yt	TCR	St	R^2
Morosidad	0.687482 (0.06946) [0.0000]	-0.045210 (0.037628) [0.2324]	0.171712 (0.086069) [0.0488]	-0.997944 (0.379238) [0.0098]	-0.044918 (0.029298) [0.1284]	0.8856
M2	0.059095 (0.01538) [0.0002]	0.994443 (0.008332) [0.0000]	-0.011189 (0.019059) [0.5585]	0.220866 (0.083979) [0.0099]	0.007087 (0.006488) [0.2773]	0.9977
Yt	0.106544 (0.076735) [0.1681]	0.171875 (0.041567) [0.0001]	0.323203 (0.095079) [0.0010]	-0.376487 (0.41894) [0.3710]	0.112699 (0.032365) [0.0007]	0.5858
TCR	-0.012983 (0.01033) [0.2116]	0.004346 (0.005594) [0.4390]	-0.031703 (0.012795) [0.0149]	0.804459 (0.056376) [0.0000]	0.010504 (0.004355) [0.0177]	0.9442

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.2. Estimadores de los parámetros del VAR MOP, siendo los desvíos estándar los valores que están entre paréntesis y el p-value en corchetes.

Variable	Mop	M2	Yt	TCR	St	R^2
----------	-----	----	----	-----	----	-----

Mop	0.685141 (0.070885) [0.0000]	-0.115590 (0.062259) [0.0663]	-0.231194 (0.157183) [0.1445]	0.442595 (0.536717) [0.4115]	-0.167818 (0.058084) [0.0047]	0.8381
M2	0.020475 (0.010277) [0.0491]	1.005311 (0.009026) [0.0000]	-0.004520 (0.022789) [0.8432]	-0.008431 (0.077814) [0.9139]	0.011167 (0.008421) [0.1879]	0.9975
Yt	-0.053457 (0.048976) [0.2777]	0.167969 (0.043016) [0.0002]	0.231303 (0.108600) [0.0356]	-0.565420 (0.370826) [0.1305]	0.073953 (0.040131) [0.0683]	0.5828
TCR	0.020524 (0.006292) [0.0015]	0.008465 (0.005527) [0.1288]	-0.004393 (0.047642) [0.7535]	0.792680 (0.056376) [0.0000]	0.022372 (0.005156) [0.0000]	0.9487

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.3 . Estimadores de los parámetros del VAR MOC, siendo los desvíos estándar los valores que están entre paréntesis y el p-value en corchetes.

Variable	Moc	M2	Yt	TCR	St	R ²
Moc	0.784136 (0.059580) [0.0000]	-0.061265 (0.037696) [0.1073]	0.216321 (0.084836) [0.0123]	-1.001088 (0.404605) [0.0150]	-0.018922 (0.028838) [0.5132]	0.9216
M2	0.043712 (0.013311) [0.0014]	0.996438 (0.008422) [0.0000]	-0.022425 (0.018954) [0.2396]	0.225280 (0.090397) [0.0143]	0.003573 (0.006443) [0.5805]	0.9977
Yt	0.111771 (0.064916) [0.0882]	0.172796 (0.041072) [0.0001]	0.307198 (0.092433) [0.0012]	-0.230655 (0.440838) [0.6020]	0.108513 (0.031421) [0.0008]	0.5900
TCR	-0.016416 (0.008695) [0.0619]	0.004461 (0.005502) [0.4194]	-0.030113 (0.012381) [0.0168]	0.774992 (0.059050) [0.0000]	0.010831 (0.004209) [0.0115]	0.9452

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.4 . Estimadores de los parámetros del VAR MOM, siendo los desvíos estándar los valores que están entre paréntesis y el p-value en corchetes.

Variable	Mom	M2	Yt	TCR	St	R ²
Mom	0.825157 (0.051163) [0.0000]	-0.032610 (0.043007) [0.4501]	0.282070 (0.086746) [0.0016]	-0.878766 (0.388732) [0.0260]	0.002356 (0.029248) [0.9360]	0.940387
M2	0.032064 (0.011350) [0.0057]	0.987527 (0.009541) [0.0000]	-0.021885 (0.019244) [0.2582]	0.175964 (0.086237) [0.0439]	-0.000787 (0.006489) [0.9037]	0.9976
Yt	0.054303 (0.055184) [0.3275]	0.160768 (0.046387) [0.0008]	0.303243 (0.093565) [0.0016]	-0.472058 (0.419286) [0.2629]	0.098668 (0.031547) [0.0023]	0.5819
TCR	-0.010593 (0.007374) [0.1539]	0.007244 (0.006198) [0.2453]	-0.030037 (0.012502) [0.0181]	0.799545 (0.056024) [0.0000]	0.012400 (0.004215) [0.0041]	0.9444

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.5 . Estimadores de los parámetros del VAR MOV, siendo los desvíos estándar los valores que están entre paréntesis y el p-value en corchetes.

Variable	Mov	M2	Yt	TCR	St	R ²
Mov	0.790066 (0.068042) [0.0000]	0.051794 (0.065634) [0.4319]	0.154671 (0.113514) [0.1761]	0.437212 (0.382422) [0.2557]	-0.086697 (0.035173) [0.0154]	0.8745
M2	0.040130 (0.012967) [0.0026]	0.971301 (0.012508) [0.0000]	0.004059 (0.021633) [0.8515]	0.000383 (0.072879) [0.9958]	0.006693 (0.006703) [0.3205]	0.9976
Yt	-0.046815 (0.063645) [0.4637]	0.215334 (0.061392) [0.0007]	0.255301 (0.106177) [0.0180]	-0.649158 (0.357705) [0.0726]	0.094257 (0.032899) [0.0051]	0.5801
TCR	0.011044 (0.008502) [0.1969]	-0.004767 (0.008201) [0.5624]	-0.019154 (0.014183) [0.1799]	0.832090 (0.047782) [0.0000]	0.013545 (0.004395) [0.0027]	0.9442

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

En general varias de las variables explicativas de la Morosidad de los distintos segmentos resultan significativas, su propia historia, la liquidez (M2), el Producto interno bruto (Yt), la tasa de cambio real (Tcr) y el Precio del petróleo (St); En el modelo VAR(MO) una variación de 1% de la Morosidad del sistema financiero (Mo) en t-1 genera una variación de la morosidad (Mo) en t de 0.68% a su vez una variación del 1% en la Tasa de Cambio real(Tcr) genera una

variación de la morosidad (M_t) en t de -0.98% . Los movimientos de la liquidez (M_2) son sensibles a la inercia de la liquidez rezagada, tipo de cambio real y la morosidad, siendo el impacto más relevante el de la inercia con un coeficiente del 0.99% . Para (Y_t) las variables significativas son su propio rezago (Y_t) en $t-1$, la liquidez (M_2) y el precio de petróleo (St), como era de esperarse una suba en la liquidez y el precio del commodities conlleva un incremento en la actividad productiva, una variación de 1% en M_2 genera un incremento de (Y_t) en 0.1718% , una variación de (St) del 1% deriva, ceteris paribus, en un crecimiento del Producto Interno Bruto (Y_t) del 0.1126% .

Para el Tipo de cambio real son significativas todas las variables a excepción de M_2 y morosidad (M_t). Una variación del 1% de TCR en $t-1$ deriva, ceteris paribus, en un crecimiento del TCR del 0.80% , un aumento del 1% de Y_t genera una variación negativa del Tipo de cambio Real del -0.03% y un incremento del 1% del precio del petróleo genera un incremento del TCR del 0.01% .

En el modelo VAR MOP para la morosidad del segmento productivo (Mop) son significativas su propio rezago, la liquidez (M_2) y el precio del petróleo (St). Una variación de 1% de la liquidez (M_2) en $t-1$ genera una variación de la morosidad segmento productivo (Mop) en t de -0.11% , a su vez una variación del 1% en el precio del petróleo genera una variación de (Mop) en t de -0.16% además una variación de 1% de la (Mop) en $t-1$ genera una variación de (Mop) en t de 0.68% .

Para el modelo VAR MOC la morosidad del segmento consumo (Moc) es significativo Moc en $t-1$, el producto interno bruto (Y_t) y el tipo de cambio real (Tcr). Una variación de 1% en de la morosidad del segmento consumo en $t-1$ genera una variación de la (Moc) en t de 0.78% , a su vez una variación del 1% en (Y_t) genera una variación de (Moc) en t de 0.21% además una variación de 1% de (Tcr) en $t-1$ genera una variación de (Moc) en t de -1.01% .

En el modelo VAR MOM la morosidad del segmento Microcrédito (Mom) es significativo Mom en $t-1$, el producto interno bruto (Y_t) y el tipo de cambio real (Tcr). Una variación de 1% en de la morosidad del segmento Microcrédito en $t-1$ genera una variación de la (Mom) en t de 0.82% , a su vez una variación del 1% en (Y_t) genera una variación de (Mom) en t de 0.28% además una variación de 1% de (Tcr) en $t-1$ genera una variación de (Mom) en t de -0.87% .

Para el modelo VAR MOV la morosidad del segmento vivienda (Mov) es significativo Mov en $t-1$ y precio del petróleo (St). Una variación de 1% en de la morosidad del segmento vivienda en $t-1$ genera una variación de (Mov) en t de 0.79% , a su vez una variación del 1% en (St) genera una variación de (Mov) en t de -0.08% .

Dado que los criterios de información utilizados (LR, AIC, FPE y SC) reflejan que siete es el número óptimo de rezagos en el modelo VARMO, dos en el modelo VARMO, dos en el modelo VARMO, siete en el modelo VARMO, dos en el modelo VARMO se reestimó los modelos con lags. Dentro del análisis se observó que en la mayoría de los casos el criterio (FPE) y el (SC) aconsejan la utilización de pocos lags, deducción consistente por ser unos criterios que suelen seleccionar especificaciones con una menor cuantía de rezagos. De la comparación de los

modelos iniciales con los modelos restimados, surge que pasan a tener una magnitud relevante los coeficientes asociados.

Tabla 5.6 . VARMO lag order selection criteria.

Lag	LR	FRE	AIC	SC
0	Na	139.8360	16.29195	16.50565*
1	49.36860	112.8311	16.07675	16.71783
2	49.77229	88.48729*	15.83133	16.89981
3	17.44867	100.3584	15.95188	17.44775
4	24.09650	103.8276	15.97628	17.89954
5	20.08501	112.1495	16.03820	18.38885
6	34.22090	98.15892	15.88266	18.66070
7	28.14949*	92.24847	15.78949*	18.99492
8	12.16958	110.3099	15.92654	19.55936
9	25.28352	105.1469	15.82395	19.88416
10	18.91430	110.8951	15.80701	20.29462

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.7 . VARMO lag order selection criteria.

Lag	LR	FRE	AIC	SC
0	Na	45.75867	15.17487	15.38856*
1	47.79482	37.57315	14.97715	15.61823
2	48.44643	29.92438*	14.74715*	15.81563
3	22.62592	31.86235	14.80456	16.30043
4	19.66932	34.88889	14.88572	16.30043
5	15.66932	40.33160	15.01550	16.80898
6	30.48034*	37.23790	14.91340	17.36615
7	14.87255	42.79369	15.02139	17.69144
8	7.112013	55.52162	15.24001	18.22683
9	21.53923	56.45215	15.20198	19.26220
10	21.88593	56.35042	15.13002	19.61763

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.8 . VARMOG lag order selection criteria

Lag	LR	FRE	AIC	SC
0	Na	314.4215	17.1022	17.3159*
1	49.33064	253.8080	16.8874	17.1465
2	44.54284	211.2812*	16.7066*	17.7701
3	18.29099	237.1769	16.8119	18.3078
4	24.58513	234.8434	16.8300	18.7533
5	19.20655	266.5330	16.9038	19.2545
6	29.39742*	249.9247	16.8172	19.5952
7	25.54160	244.3426	16.7635	19.9690
8	15.86710	275.2671	16.8409	20.4738
9	20.54349	284.7270	16.8201	20.8803
10	18.35433	303.4228	16.8135	21.3011

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.9 . VARMOG lag order selection criteria.

Lag	LR	FRE	AIC	SC
0	Na	410.7049	17.3693	17.5830*
1	42.4884	357.7174	17.2306	17.8716
2	40.6222	312.0322	17.0915	18.1600
3	16.5074	357.9786	17.2236	18.7194
4	25.6756	362.9309	17.2277	18.1510
5	28.6893	348.9881	17.1734	19.5240
6	27.3765	336.8270	17.1156	19.8936
7	33.1061*	293.6434*	16.9473*	20.1528
8	8.95972	369.7939	17.1361	20.7690
9	20.5766	382.2834	17.1149	21.1749
10	21.0273	387.7103	17.0586	21.5463

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.10 . VARMOV lag order selection criteria.

Lag	LR	FRE	AIC	SC
0	Na	83.2313	15.7731	15.9868*
1	52.1332	65.1262	15.5271	16.1682
2	46.0260	53.3490*	15.3253*	16.3938
3	18.9669	59.3961	15.4273	16.9232
4	22.1305	63.0178	15.4769	17.4002

5	22.4492	65.9284	15.5069	17.8575
6	32.4463*	59.1853	15.3767	18.1547
7	20.7093	62.2589	15.3963	18.6017
8	11.9656	74.6939	15.5366	19.1694
9	18.9673	79.3892	15.5429	19.6031
10	17.8356	85.4186	15.5459	20.0336

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

ESTIMACIÓN DEL VAR.

Para las cuatro ecuaciones tomadas individualmente de los distintos modelos de segmentos de morosidad, como así también para el VAR completo, se rechaza la hipótesis nula correspondiente al test de restricciones de exclusión. Con un 100% de confianza la totalidad de los parámetros poblacionales tienen valor nulo.

Tabla 5.11 . *VARMO lag exclusion wald tests.*

Ecuación	Lag	Ch2(mo)	Prob>ch2
1	1	(228.3825)	[0.0000]
2	1	(30094.84)	[0.0000]
3	1	(132.9279)	[0.0000]
4	1	(487.0134)	[0.0000]
Todas	1	(65721.87)	[0.0000]

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.12 . *VARMOP lag exclusion wald tests.*

Ecuación	Lag	Ch2(mo)	Prob>ch2
1	1	(476.3513)	[0.0000]
2	1	(27255.77)	[0.0000]
3	1	(131.2449)	[0.0000]
4	1	(539.3622)	[0.0000]
Todas	1	(46893,42)	[0.0000]

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.13 *VARMOG lag exclusion wald tests.*

Ecuación	Lag	Ch2(mo)	Prob>ch2
1	1	(448.2273)	[0.0000]
2	1	(29048.62)	[0.0000]
3	1	(135.2971)	[0.0000]
4	1	(498.4742)	[0.0000]
Todas	1	(61068.72)	[0.0000]

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.14 *VAROM lag exclusion wald tests.*

Ecuación	Lag	Ch2(mo)	Prob>ch2
1	1	(833.6746)	[0.0000]
2	1	(28311.21)	[0.0000]
3	1	(130.7352)	[0.0000]
4	1	(489.8055)	[0.0000]
Todas	1	(52968.49)	[0.0000]

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.15 *VARMOV lag exclusion wald tests.*

Ecuación	Lag	Ch2(mo)	Prob>ch2
1	1	(359.9786)	[0.0000]
2	1	(28731.37)	[0.0000]
3	1	(129.7588)	[0.0000]
4	1	(487.6302)	[0.0000]
Todas	1	(64993.20)	[0.0000]

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Una herramienta adicional que permite determinar si el modelo estuvo correctamente especificado es el análisis residual el cual muestra el contraste por correlación serial del estadístico LM de los residuos del VARMO (7), VARMO(2), VARMO(2), VARMO(7), VARMO(2) cuya hipótesis nula: No hay correlación serial en el lag h. En este caso no existe evidencia para rechazar la hipótesis de ausencia de correlación.

Tabla 5.16 *VARMO residual serial correlation LM tests.*

Lag	LRE*stat	Prob	Rao F-stat	Prob
1	6.642242	0.9796	0.407217	0.9796
2	21.46840	0.1612	1.367237	0.1617
3	16.29780	0.4324	1.024198	0.4330
4	21.90527	0.1463	1.396636	0.1467
5	15.04972	0.5210	0.942736	0.5215
6	22.43308	0.1298	1.432241	0.1302
7	14.20948	0.5831	0.888183	0.5836
8	20.53262	0.1972	1.304484	0.1977
9	15.75264	0.4704	0.988552	0.4709
10	13.41280	0.6424	0.836672	0.6428

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.17 *VARMOP residual serial correlation LM tests.*

Lag	LRE*stat	Prob	Rao F-stat	Prob
1	16.1418	0.4431	1.01263	0.4434
2	13.3368	0.6480	0.83234	0.6482
3	17.3082	0.3659	1.08814	0.3662
4	18.5849	0.2908	1.17117	0.2911
5	22.4545	0.1291	1.42519	0.1293
6	25.5518	0.0607	1.63113	0.0608
7	16.5843	0.4130	1.04124	0.4133
8	16.0065	0.4525	1.00389	0.4528
9	16.6692	0.4073	1.04674	0.4076
10	13.1619	0.6609	0.82116	0.6611

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.18 *VARMOC residual serial correlation LM tests.*

Lag	LRE*stat	Prob	Rao F-stat	Prob
1	16.2592	0.4350	1.02130	0.4355
2	28.0446	0.0312	1.81203	0.0314
3	19.9501	0.2225	1.26424	0.2229
4	25.7217	0.0581	1.65269	0.0583
5	10.1021	0.8612	0.62532	0.8614

6	24.2071	0.0851	1.54973	0.0854
7	20.5569	0.1962	1.30458	0.1966
8	15.2863	0.5038	0.95796	0.5043
9	16.7755	0.4003	1.05503	0.4008
10	23.0889	0.1114	1.47418	0.1117

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.19 *VARMOV residual serial correlation LM tests.*

Lag	LRE*stat	Prob	Rao F-stat	Prob
1	10.415	0.8443	0.64448	0.8445
2	16.6412	0.4092	1.04670	0.4097
3	18.3398	0.3044	1.15860	0.3049
4	23.7049	0.0961	1.51843	0.0965
5	17.8796	0.3310	1.12819	0.3316
6	23.0792	0.1116	1.47595	0.1120
7	7.84373	0.9534	0.48235	0.9535
8	25.0411	0.0691	1.60958	0.0694
9	9.27417	0.9017	0.57241	0.9019
10	21.2083	0.1706	1.34976	0.1711

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.20 *VARMOV residual serial correlation LM tests.*

Lag	LRE*stat	Prob	Rao F-stat	Prob
1	16.3707	0.4274	1.02858	0.4279
2	15.8298	0.4649	0.99331	0.4654
3	18.8517	0.2764	1.19149	0.2769
4	18.5388	0.2933	1.17084	0.2938
5	13.3708	0.6455	0.83411	0.6459
6	23.3330	0.1051	1.49064	0.1054
7	28.9810	0.0241	1.87677	0.0242
8	14.9139	0.5309	0.93380	0.5314
9	19.5783	0.2398	1.23958	0.2403
10	24.5320	0.0785	1.57175	0.0788

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Los resultados al ser todos los autovalores en valor absoluto menores a la unidad muestran que los sistemas son dinámicamente estables garantizando la estacionariedad de las variables es más si una o alguna de las variables endógenas no fuese estacionaria quiere decir

que una perturbación transitoria en alguna de las mismas implicaría un efecto sobre los valores futuros del proceso y dicha dinámica no revertiría a la media.

Tabla 5.21 *Roots of Characteristic polynomial VARMO.*

Autovalores	Módulo
0.991340	0.991340
0.920353	0.920353
0.621221	0.621221
0.276673	0.276673

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.22 *Roots of Characteristic polynomial VARMO P.*

Autovalores	Módulo
0.991191	0.991191
0.881554	0.881554
0.632450	0.632450
0.209241	0.209241

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.23 *Roots of Characteristic polynomial VARMO C.*

Autovalores	Módulo
0.989888	0.989888
0.953974	0.953974
0.652616	0.652616
0.266285	0.266285

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.24 *Roots of Characteristic polynomial VARMO M.*

Autovalores	Módulo
0.990825	0.990825
0.948542	0.948542
0.712216	0.712216
0.263890	0.263890

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.25 *Roots of Characteristic polynomial VARMOV.*

Autovalores	Módulo
0.987142	0.987142
0.801722	0.801722
0.753415	0.753415
0.481275 0.046100	0.483477

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

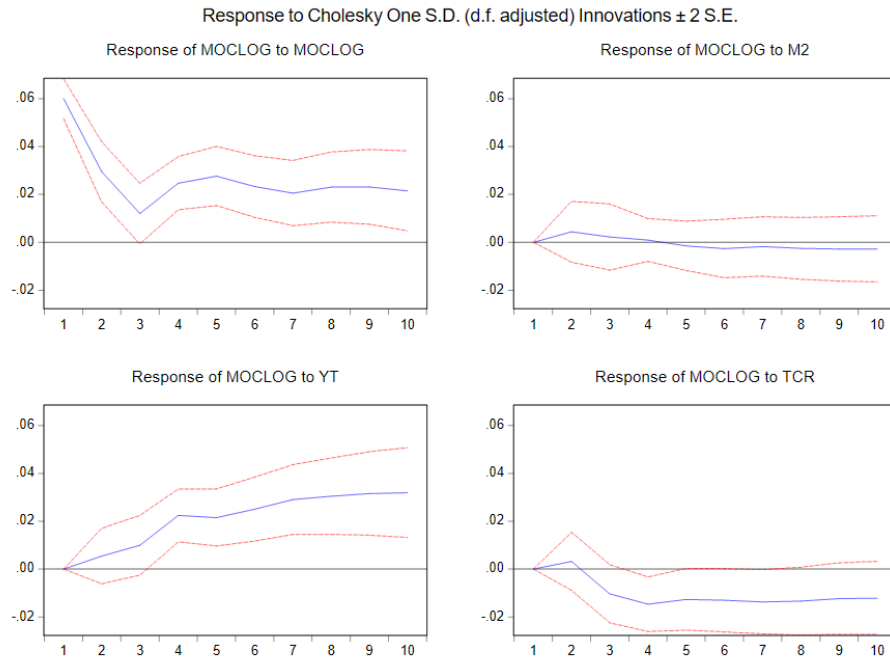
FUNCIONES IMPULSO RESPUESTA.

Las funciones de impulso respuesta ortogonalizadas permiten determinar cómo se propaga el shock exógeno que no tiene que ver con las variables exógenas, sino con un shock exógeno sobre las variables endógenas a través del sistema. En $t=0$ se supone un impulso de las cuatro variables equivalente en magnitud a las distintas columnas de la matriz de varianzas y covarianzas de los errores que surge de la descomposición de Cholesky.

Las funciones de impulso respuesta permiten ver la velocidad del ajuste ver gráficos para los primeros 10 periodos. A su vez, las funciones impulso respuesta acumuladas calculan el efecto acumulado del shock unitario de una variable sobre los valores futuros del resto de las variables se adjuntan en anexo 1.3.

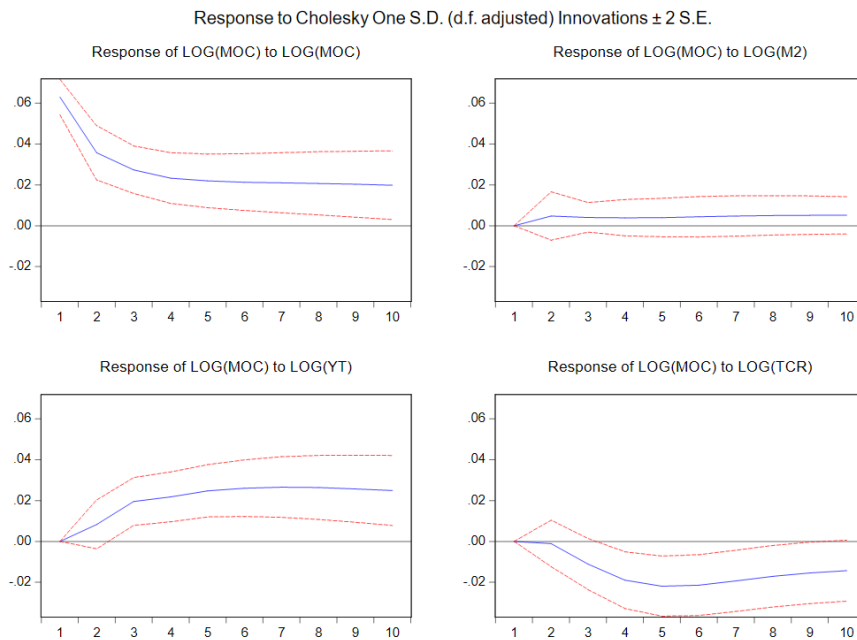
La línea central es la función de respuesta al impulso, mientras que las líneas de los extremos de color rojo son simplemente los intervalos de confianza del 95%, por lo que su función de respuesta al impulso siempre estuvo dentro del intervalo de confianza del 95%.

Gráfico 5.1 *Shock de M2, YT, TCR y como morosidad del sistema financiero (MO) responde.*



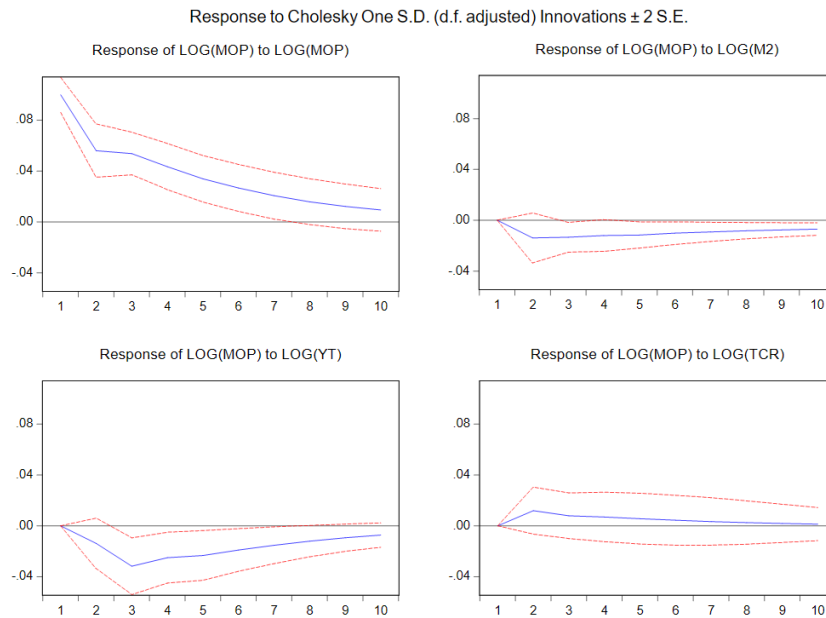
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.2 *Shock de M2, YT, TCR y como morosidad segmento Consumo (MOC) responde.*



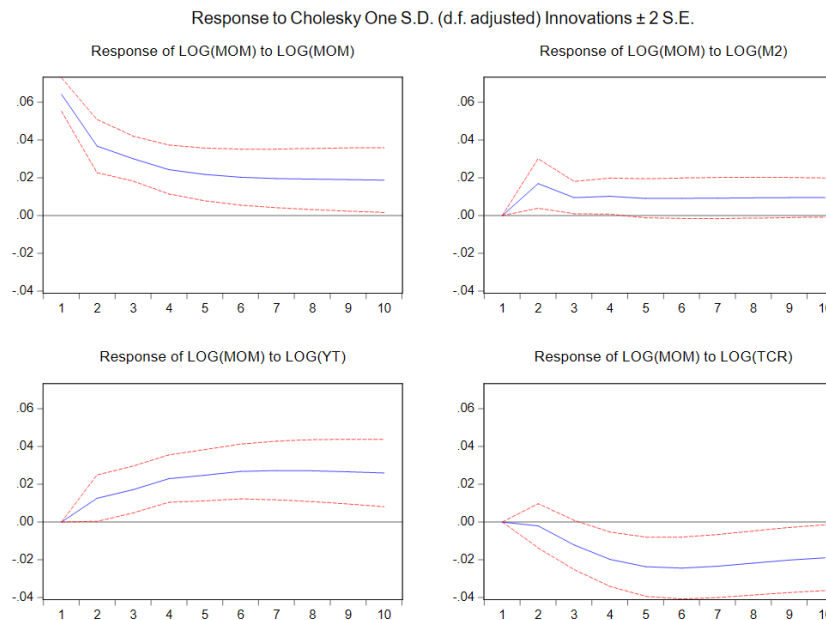
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.3 Shock de M2, YT, TCR y como morosidad segmento productivo (MOP) responde.



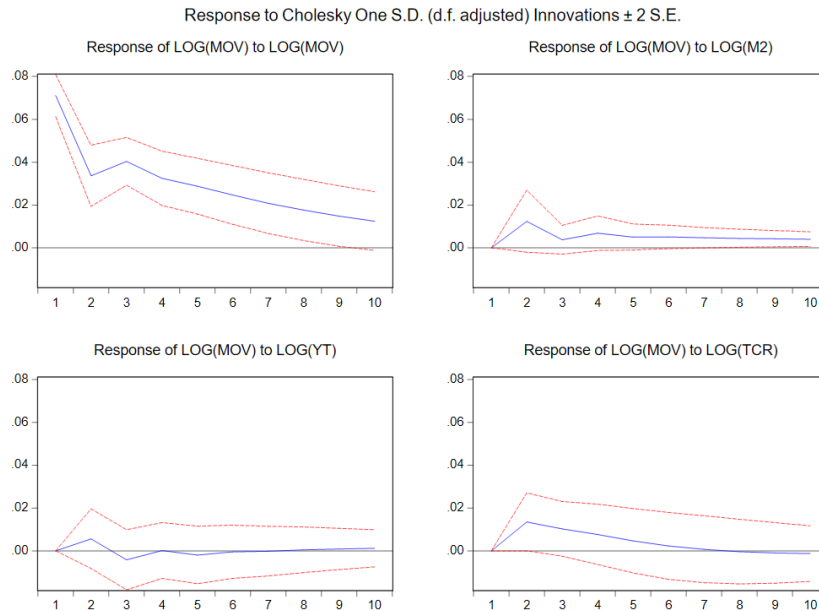
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.4 Shock de M2, YT, TCR y como morosidad segmento Microcrédito (MOM) responde.



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.5 Shock de M2, YT, TCR y como morosidad segmento Vivienda (MOV) responde.



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Entre los resultados más interesantes del análisis se observa el comportamiento del indicador de calidad de cartera de los distintos segmentos frente a un choque del crecimiento del Producto Interno Bruto (Y_t) pues resulta a diferencia del segmento productivo que tiende a mejorar el indicador de morosidad en los demás segmentos resulta en promedio un pronunciado deterioro hasta el séptimo periodo, este resultado puede parecer contraintuitivo pues se espera que la actividad económica mejore la capacidad de pago de los individuos y los indicadores de morosidad se reduzcan. No obstante, esto puede explicarse por la saturación que se puede presentar en estos créditos y por deterioro de los rendimientos en periodos anteriores.

Para este ejercicio también se contemplaron los resultados al incorporar M2 como medida de liquidez del sistema financiero. Los resultados para Ecuador en las distintas especificaciones para el periodo considerado, contrario a lo encontrado en la literatura, no soportan la influencia de la liquidez en la calidad de la cartera.

Un choque de desviación estándar (innovación) del tipo de cambio real multilateral inicialmente en promedio no tiene un impacto notable en la morosidad en el periodo uno, sin embargo, a partir del segundo periodo provoca una respuesta positiva de la calidad de cartera en donde permanece en la región negativa hasta aproximadamente el periodo 8, aunque con tendencias crecientes.

DESCOMPOSICIÓN DE LA VARIANZA.

Mediante la descomposición de la varianza es permisible reconocer la aportación marginal de los shocks asociados a cada una de las variables sobre la variabilidad integral de las restantes variables endógenas en un horizonte predeterminado que en el presente estudio es de 10 periodos. La investigación permite distinguir la correspondencia de movimientos sobre las variables endógenas que corresponden a su propio shock de los incrementos en otras variables de los modelos Var.

La morosidad del sistema financiero (Mo) responde en el periodo 10 un 58.29% ante un impulso de sí mismo, un 0.39% ante un impulso de la liquidez del sistema Financiero (M2), un 20.7% ante un impulso del Producto Interno Bruto (Yt), un 21.04% ante un impulso del tipo de cambio real multilateral (Tcr). La liquidez del sistema financiero (M2) responde en el periodo 10 un 67.55% ante un impulso de sí misma, un 15,43% ante un impulso de la morosidad (Mo), un 0.65% ante el Producto Interno Bruto (Yt) y un 16.36% ante la Tasa de Cambio Real (Tcr). El Producto Interno Bruto (Yt) responde un 79.52% ante sí mismo, un 15.56% frente a la morosidad (Mo), un 3.45 frente a M2 y un 1.45% frente al tipo de cambio real (Tcr). Finalmente, el tipo de cambio real multilateral (Tcr) responde un 68,20% frente a sí mismo, un 24.86% frente a (Yt), un 0.53% frente a M2 y un 6.39% frente a la morosidad (Mo) (en el anexo 1.4 se adjuntan las tablas de resultados).

La morosidad del segmento consumo (Moc) responde en el periodo 10 un 54.55% ante un impulso de sí mismo, un 1.12% ante un impulso de la liquidez del sistema Financiero (M2), un 29.23% ante un impulso del Producto Interno Bruto (Yt), un 15.08% ante un impulso del tipo de cambio real multilateral (Tcr).

Para el caso de la morosidad del segmento productivo (Mop) responde en el periodo 10 un 81.81% ante un impulso de sí mismo, un 4.01% ante un impulso de la liquidez del sistema Financiero (M2), un 12.86% ante un impulso del Producto Interno Bruto (Yt), un 1.30% ante un impulso del tipo de cambio real multilateral (Tcr).

La morosidad del segmento microcrédito (Mom) responde en el periodo 10 un 49.17% ante un impulso de sí mismo, un 5.29% ante un impulso de la liquidez del sistema Financiero (M2), un 27.21% ante un impulso del Producto Interno Bruto (Yt), un 18.32% ante un impulso del tipo de cambio real multilateral (Tcr).

Mientras que para la morosidad del segmento vivienda (Mov) responde en el periodo 10 un 93.63% ante un impulso de sí mismo, un 2.81% ante un impulso de la liquidez del sistema Financiero (M2), un 0.45% ante un impulso del Producto Interno Bruto (Yt), un 3.09% ante un impulso del tipo de cambio real multilateral (Tcr).

CAUSALIDAD DE GRANGER.

El test de causalidad explora establecer si la historia de las variables causales afecta el valor actual de la variable respuesta una vez controlada la relación causa-efecto por la historia agregada de esta última. Para la ecuación de la morosidad (Mo) la historia del tipo de cambio real (Tcr) causa en el sentido de Granger a la tasa de variación presente de la morosidad (Mo), lo mismo ocurre con la historia conjunta del total de las variables.

De igual forma, para la segunda ecuación, la historia de la tasa de variación de la morosidad (Mo), el tipo de cambio real (Tcr) y de la totalidad de las variables tomadas en conjunto, causan en el sentido de Granger a la tasa de variación de la Liquidez total del sistema financiero (M2). Para la tercera ecuación, la historia de la tasa de variación de M2 (liquidez total) y de la totalidad de las variables tomadas en conjunto causan en el sentido Granger a la tasa de variación presente del PIB. Para la cuarta ecuación, la historia de la tasa de variación de la morosidad, el Producto Interno Bruto (Yt) y de la totalidad de las variables tomadas en conjunto causan en el sentido de Granger a la tasa de variación presente del tipo de cambio real (Tcr).

Para la ecuación de la morosidad segmento productivo (Mop) la historia del Producto Interno Bruto (Yt) causa en el sentido de Granger a la tasa de variación presente de la morosidad (Mop), lo mismo ocurre con la historia conjunta del total de las variables.

Para la ecuación de la morosidad segmento vivienda (Mov) la historia conjunta del total de las variables causa en el sentido de Granger a la tasa de variación presente de la morosidad (Mov).

Por otro lado, en la ecuación de la morosidad segmento consumo (Moc) y la morosidad segmento microcrédito (Mom) la historia de la liquidez del sistema financiero (M2), el Producto Interno Bruto (Yt) y el tipo de cambio real (Tcr) causan en el sentido de Granger a la tasa de variación presente de la morosidad (Moc) y (Mom), lo mismo ocurre con la historia conjunta del total de las variables.

Tabla 5.26 Granger Casuality Exogeneity Wald Test (VAR MO).

Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
Morosidad Sistema Financiero (MO)	M2	2.264283	0.3223
	YT	4.132979	0.1266
	TCR	11.33664	0.0035
	Todas	23.36052	0.0007
Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
M2	Morosidad	15.05494	0.0005
	YT	1.600711	0.4492
	TCR	11.20681	0.0037
	Todas	19.78673	0.0045
Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
YT	Morosidad	5.302220	0.0706
	M2	9.207110	0.0100

	TCR	1.131499	0.5679
	Todas	21.23409	0.0017
Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
TCR	Morosidad	5.995659	0.0499
	M2	0.464755	0.7926
	YT	9.892744	0.0071
	Todas	17.63556	0.0072

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.27 *Granger Casuality Exogeneity Wald Test (VAR MOP).*

Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
Morosidad Segmento productivo (MOP)	M2	1.799413	0.4067
	YT	8.480328	0.0144
	TCR	1.839662	0.3986
	Todas	16.29799	0.0122

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.28 *Granger Casuality Exogeneity Wald Test (VAR MOC).*

Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
Morosidad Segmento Consumo (MOC)	M2	5.457907	0.0653
	YT	10.44484	0.0054
	TCR	8.166483	0.0169
	Todas	24.46311	0.0004

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.29 *Granger Casuality Exogeneity Wald Test (VAR MOM).*

Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
Morosidad Segmento Microcrédito (MOM)	M2	31.35717	0.0001
	YT	13.29912	0.0651

	TCR	22.66584	0.0019
	Todas	69.67260	0.0000

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.30 *Granger Casuality Exogeneity Wald Test (VAR MOV).*

Ecuación	Excluyendo	Chi-sq	Prob
Morosidad Segmento Vivienda (MOv)	M2	3.237615	0.1981
	YT	1.498846	0.4726
	TCR	4.439822	0.1086
	Todas	12.08662	0.0601

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

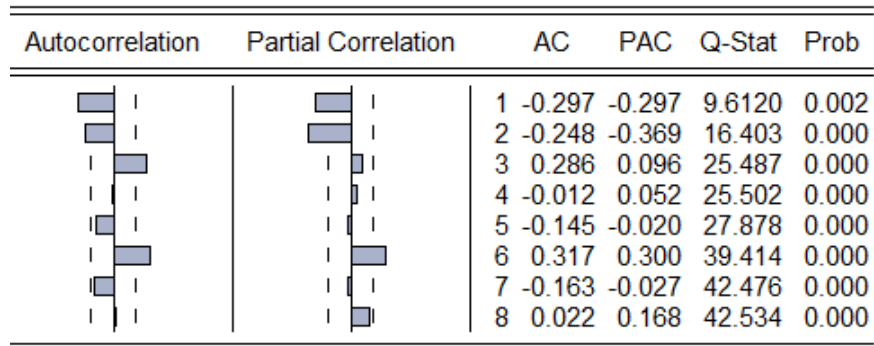
DEFINICIÓN DEL MODELO ESTOCÁSTICO ARIMA PARA LA MOROSIDAD DE SISTEMA FINANCIERO DEL ECUADOR

El modelo estocástico (ARIMA) desarrollado para la morosidad del sistema financiero del Ecuador cubre el periodo 2009-2018. El razonamiento del modelo es obtener resultados paralelos a los ofrecidos por el VAR. Se buscan los valores p y q de modo tal que con la menor cantidad de parámetros posible se pueda explicar las series estudiadas sin un elevado sacrificio en términos estadísticos. Sin embargo, dado que esta metodología requiere que las series sean estacionarias, normalmente es necesario diferenciarlas d veces hasta obtener una serie integrada de orden 0. Ya en la sección previa se muestra que las series en estudio son integradas de orden 1, por lo cual se sabe que $d=1$.

IDENTIFICACIÓN DEL MODELO ARIMA

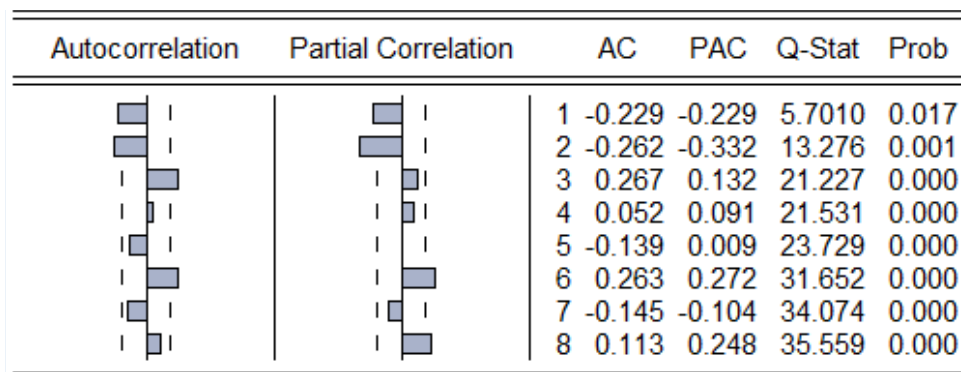
En lo que resta del análisis, entonces, se van a utilizar las series a las cuales se les aplico los logaritmos y las diferencias. Lo que se está buscando es que las funciones muestrales reflejen con cierta precisión los patrones teóricos para estar de alguna manera seguros de que se está yendo en la dirección correcta en la construcción de los modelos ARIMA.

Gráfico 5.6 *Correlograma de la serie diferenciada de los logaritmos de la Morosidad del Sistema Financiero Mo.*



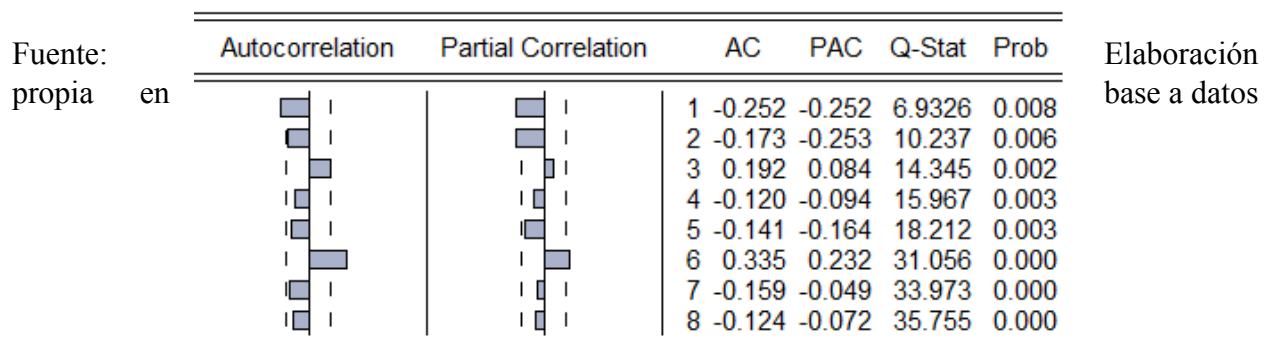
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.7 *Correlograma de la serie diferenciada de los logaritmos de la Morosidad segmento consumo Moc.*















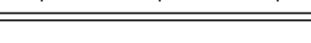

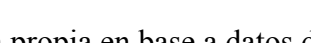

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.8 *Correlograma de la serie diferenciada de los logaritmos de la Morosidad segmento productivo Mop.*



















del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.9 *Correlograma de la serie diferenciada de los logaritmos de la Morosidad segmento microcrédito Mom.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.240	-0.240	6.2988	0.012
		2	-0.203	-0.277	10.846	0.004
		3	0.346	0.250	24.172	0.000
		4	-0.090	0.015	25.071	0.000
		5	-0.109	-0.009	26.422	0.000
		6	0.297	0.204	36.521	0.000
		7	-0.191	-0.108	40.734	0.000
		8	0.007	0.072	40.739	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.10 *Correlograma de la serie diferenciada de los logaritmos de la Morosidad segmento vivienda Mov.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.418	-0.418	19.026	0.000
		2	-0.098	-0.331	20.091	0.000
		3	0.280	0.118	28.778	0.000
		4	-0.220	-0.072	34.202	0.000
		5	0.024	-0.042	34.267	0.000
		6	0.173	0.108	37.691	0.000
		7	-0.030	0.199	37.796	0.000
		8	-0.200	-0.150	42.482	0.000

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Con respecto a las Funciones de Autocorrelación (FAC o AC) parece identificarse, aunque con distintas intensidades. En el caso de la morosidad del Sistema Financiero (Mo) el pico más importante se encuentra en el sexto rezago por lo cual se podría llegar a concluir que debe incluirse en el modelo un componente AR(6), en cuanto a la función de autocorrelación parcial (FACP o PAC) el patrón es muy similar presentando el segundo y el sexto como los picos más importantes, lo cual se debe considerar en el modelo un componente MA(2) y MA(6).

Para la serie de la morosidad del segmento consumo el pico de la función de correlación más importante se encuentra en el tercer y sexto rezago por lo cual se podría incluir en los modelo de elección un componente AR(3) o AR (6), mientras que la función de autocorrelación parcial presenta picos relevantes en el sexto y octavo rezago por lo cual se considera en el modelo un componente MA(6) o MA(8).

A su vez, estudiando el comportamiento de la función de autocorrelación de la serie morosidad del segmento productivo se puede interpretar que tiene una estructura AR (6) mientras que en la función de autocorrelación parcial también presenta un pico relevante en el sexto rezago, el cual se interpreta que tiene una estructura MA (6).

Por otro lado, las series morosidad segmento microcrédito y vivienda presentan características similares en la función de autocorrelación lo cual se podría llegar a concluir que debe incluirse en el modelo un componente AR (3) o AR (6) para el segmento microcrédito y un componente AR(3) o AR(4) para el segmento vivienda, en cuanto a la función de autocorrelación parcial presenta un pico relevante en el tercer y sexto rezago para la morosidad del microcrédito el cual debería incluirse un MA(3) o MA(6) mientras que el caso del segmento vivienda el patrón es mucho menos claro, con lo cual surgen ciertas dudas con respecto al componente MA.

ESTIMACIÓN DEL MODELO ARIMA

En las siguientes tablas se encuentran los resultados de las estimaciones de los distintos segmentos del Sistema Financiero.

Tabla 5.31 *Resultados de la transformación estacionaria $Z_t = \Delta \ln(Mo)$ de la serie Morosidad del Sistema financiero.*

$Z_t = \Delta \ln(Mo)$	ARIMA(1,1,2)	ARIMA(1,1,6)	ARIMA(6,1,1)	ARIMA(6,1,6)
Coefficientes significativos	2	1	2	2
σ^2	0.004328	0.00455	0.003975	0.002536
(Votalidad)				
Sum squared resid	0.45877	0.48258	0.421322	0.26885
Adj. R^2	0.1462	0.1019	0.2159	0.49966
AIC	-2.5463	-2.4959	-2.6256	-2.9132
SBIC	-2.4709	-2.4206	-2.5502	-2.8378

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.32 *Resultados de la transformación estacionaria $Zt2 = \Delta \ln(Moc)$ de la serie Morosidad segmento consumo.*

$Zt =$ $\Delta \ln(Moc)$	ARIMA(3,1,0)	ARIMA(1,1,6)	ARIMA(6,1,6)	ARIMA(6,1,8)
Coefficientes significativos	1	2	2	2
Sigma^2 (Volatilidad)	0.00455	0.004558	0.00276	0.00418
Sum squared resid	0.48317	0.483143	0.29275	0.4433
Adj. R^2	0.06563	0.05662	0.42838	0.1342
AIC	-2.5130	-2.4954	-2.84310	-2.5662
SBIC	-2.4627	-2.4200	-2.7677	-2.4908

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.33 *Resultados de la transformación estacionaria $Zt3 = \Delta \ln(Mop)$ de la serie Morosidad segmento productivo.*

$Zt =$ $\Delta \ln(Mop)$	ARIMA(1,1,1)	ARIMA(3,1,6)	ARIMA(6,1,1)	ARIMA(6,1,6)
Coefficientes significativos	1	0	2	2
Sigma^2 (Volatilidad)	0.01136	0.0116	0.01049	0.00696
Sum squared resid	1.2050	1.2333	1.1124	0.73771
Adj. R^2	0.0742	0.0525	0.1454	0.433294
AIC	-1.5811	-1.557	-1.6559	-1.9172
SBIC	-1.5058	-1.4819	-1.5815	-1.8418

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.34 *Resultados de la transformación estacionaria $Zt4 = \Delta \ln(\text{Mom})$ de la serie Morosidad segmento microcrédito.*

$Zt = \Delta \ln(\text{Mom})$	ARIMA(3,1,3)	ARIMA(3,1,6)	ARIMA(6,1,3)	ARIMA(6,1,6)
Coefficientes significativos	2	1	2	2
Sigma^2 (Volatilidad)	0.00389	0.00458	0.0044	0.00355
Sum squared resid	0.4124	0.4860	0.4683	0.3771
Adj. R^2	0.2526	0.1193	0.1512	0.3165
AIC	-2.6329	-2.4865	-2.5201	-2.6772
SBIC	-2.5575	-2.4111	-2.4447	-2.6018

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Tabla 5.35 *Resultados de la transformación estacionaria $Zt5 = \Delta \ln(\text{Mov})$ de la serie Morosidad segmento vivienda.*

$Zt = \Delta \ln(\text{Mov})$	ARIMA(3,1,2)	ARIMA(6,1,6)	ARIMA(4,1,7)	ARIMA(8,1,7)
Coefficientes significativos	1	2	0	0
Sigma^2 (Volatilidad)	0.00622	0.0039	0.00643	0.00643
Sum squared resid	0.6596	0.4186	0.68193	0.6821
Adj. R^2	0.0610	0.4041	0.02943	0.02919
AIC	-2.1826	-2.4904	-2.1499	-2.1474
SBIC	-2.1072	-2.4150	-2.00745	-2.0720

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Es interesante que en general el modelo ARIMA (6,1,6) permite percibir buena parte del comportamiento de las series. En la elección de los modelos se consideró aquellos que tengan la mayor cantidad de coeficientes significativos, la menor volatilidad, el mayor R cuadrado ajustado y aquellos que con los criterios de información Akaike (AIC) y Schwarz (SBIC) más bajos. En definitiva, los modelos quedan expresados como:

$$DLMO = (0.9933) DLMO_{t-6} + (-0.78886) e_{t-6} + e_t \quad (77)$$

$$DLMOC = (0.9467) DLMOC_{t-6} + (-0.8934) e_{t-6} + e_t \quad (78)$$

$$DLMOP = (0.9289) DLMOP_{t-6} + (-0.9894) e_{t-6} + e_t \quad (79)$$

$$DLMOM = (0.8935) DLMOP_{t-6} + (-0.4052) e_{t-6} + e_t \quad (80)$$

















$$DLMOV = (0.8729) DLMOV_{t-6} + (-0.6187) e_{t-6} + e_t \quad (81)$$

Donde en todos los casos e_t son los residuos estimados.

VALIDACIÓN DEL MODELO ARIMA

















Es relevante llevar a cabo un diagnostico general de los modelos obtenidos. Para ello, en primer lugar, se evaluó la significatividad individual de los residuos utilizando sus correlogramas. Como se puede ver en los gráficos prácticamente en todos los casos los residuos caen dentro de las bandas las dos excepciones se dan en el sexto rezago de la ecuación Mo y Mov, por lo cual se puede asumir que estos valores son individualmente estadísticamente significativos. La impresión general, entonces es que los residuos generados por las estimaciones ARIMA son puramente aleatorios. En los gráficos del comportamiento de los residuos puede verse como de hecho los residuos parecen comportarse como ruido blanco.

Gráfico 5.11 . *Contraste de diagnóstico: Correlograma de residuos del modelo ARIMA Mo.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.147	0.147	2.3597	0.125
		2	-0.018	-0.040	2.3949	0.302
		3	-0.159	-0.153	5.1890	0.158
		4	-0.056	-0.011	5.5433	0.236
		5	-0.044	-0.041	5.7621	0.330
		6	0.259	0.258	13.427	0.037
		7	-0.036	-0.138	13.573	0.059
		8	-0.056	-0.039	13.941	0.083

















Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.12 *Contraste de diagnóstico: Correlograma de residuos del modelo ARIMA Moc.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.109	0.109	1.2947	0.255
		2	0.051	0.040	1.5863	0.452
		3	-0.136	-0.147	3.6347	0.304
		4	-0.013	0.016	3.6524	0.455
		5	-0.082	-0.069	4.4075	0.492
		6	0.069	0.068	4.9492	0.550
		7	-0.072	-0.083	5.5503	0.593
		8	0.053	0.046	5.8783	0.661

















Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.13 *Contraste de diagnóstico: Correlograma de residuos de modelo ARIMA Mop.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.029	-0.029	0.0917	0.762
		2	0.023	0.022	0.1508	0.927
		3	-0.079	-0.078	0.8520	0.837
		4	0.120	0.116	2.4611	0.652
		5	-0.116	-0.109	3.9818	0.552
		6	0.046	0.034	4.2237	0.646
		7	-0.071	-0.051	4.8111	0.683
		8	-0.086	-0.122	5.6819	0.683

















Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.14 *Contraste de diagnóstico: Correlograma de residuos del modelo ARIMA Mom.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.148	0.148	2.3724	0.123
		2	-0.029	-0.052	2.4638	0.292
		3	0.008	0.021	2.4710	0.481
		4	0.008	0.003	2.4788	0.648
		5	-0.053	-0.055	2.8009	0.731
		6	0.030	0.048	2.9034	0.821
		7	0.127	0.113	4.7616	0.689
		8	-0.002	-0.036	4.7619	0.783

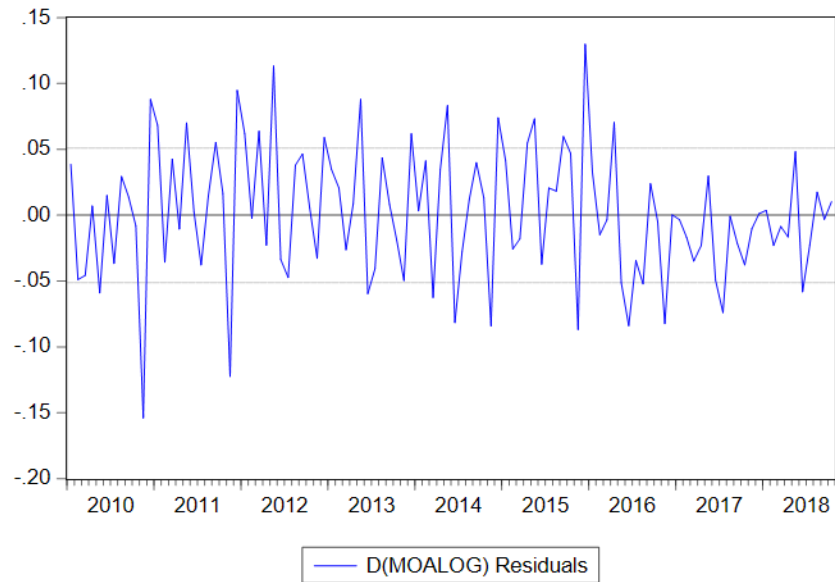
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.15 *Contraste de diagnóstico: Correlograma de residuos modelo ARIMA Mov.*

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.166	0.166	2.9878	0.084
		2	-0.059	-0.088	3.3650	0.186
		3	-0.071	-0.047	3.9200	0.270
		4	-0.088	-0.075	4.7884	0.310
		5	0.065	0.089	5.2722	0.384
		6	0.353	0.329	19.566	0.003
		7	0.080	-0.033	20.310	0.005
		8	-0.153	-0.148	23.046	0.003

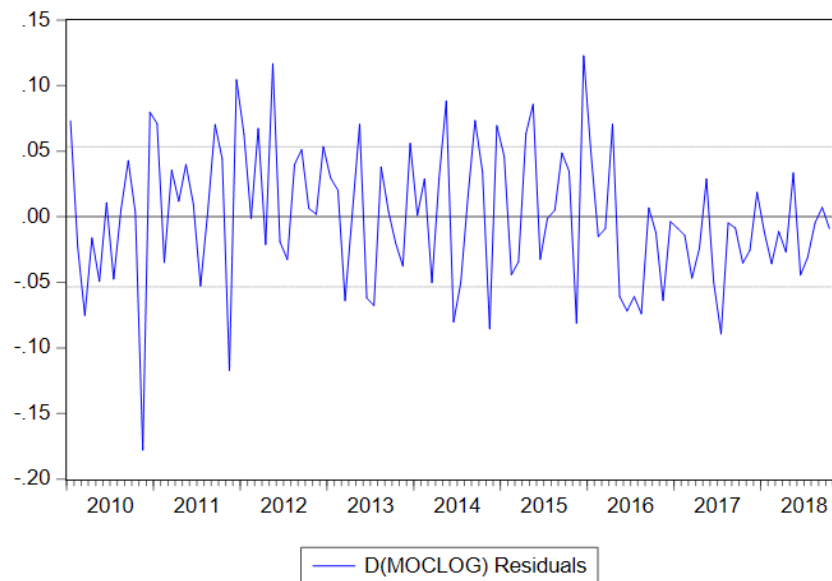
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.16 *Comportamiento de los residuos del Modelo ARIMA Mo.*



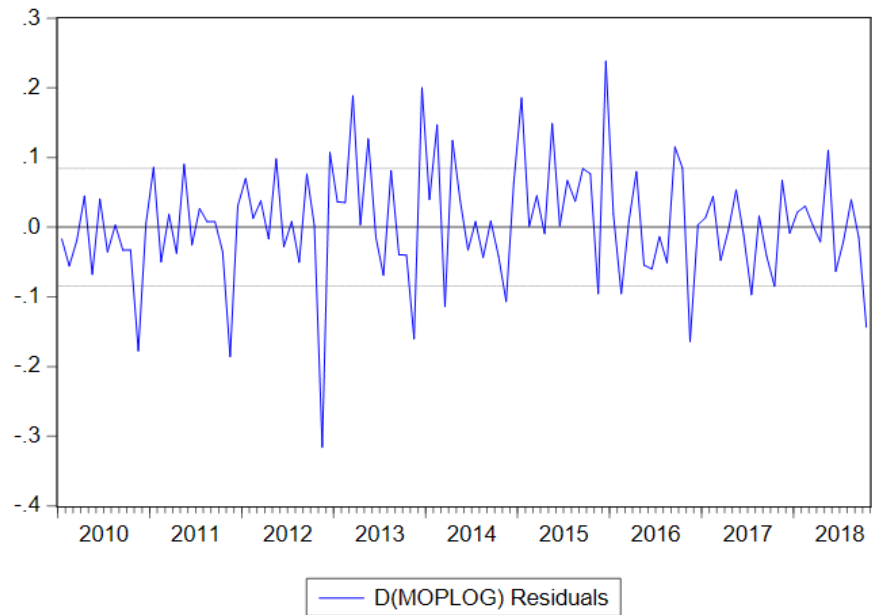
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.17 *Comportamiento de los residuos del Modelo ARIMA Moc.*



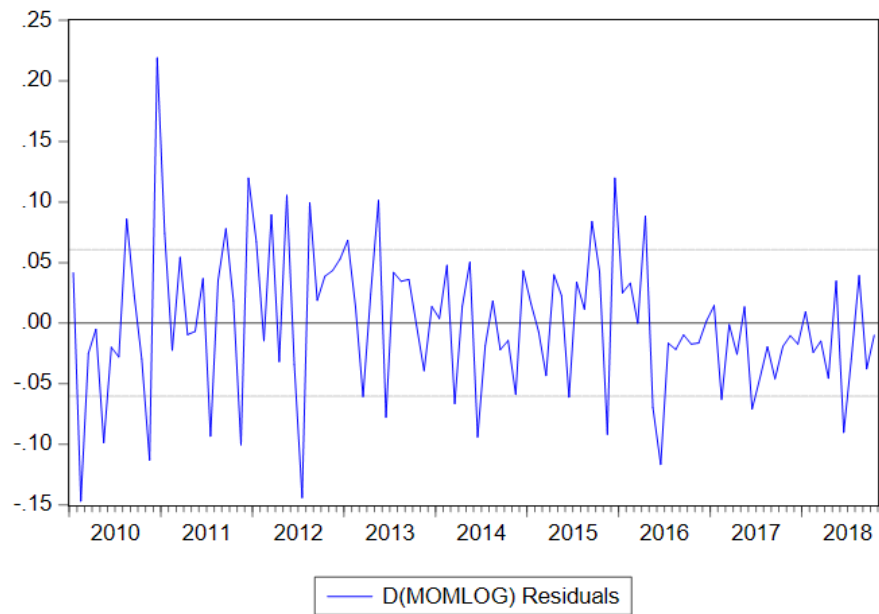
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.18 *Comportamiento de los residuos del Modelo ARIMA Mop.*



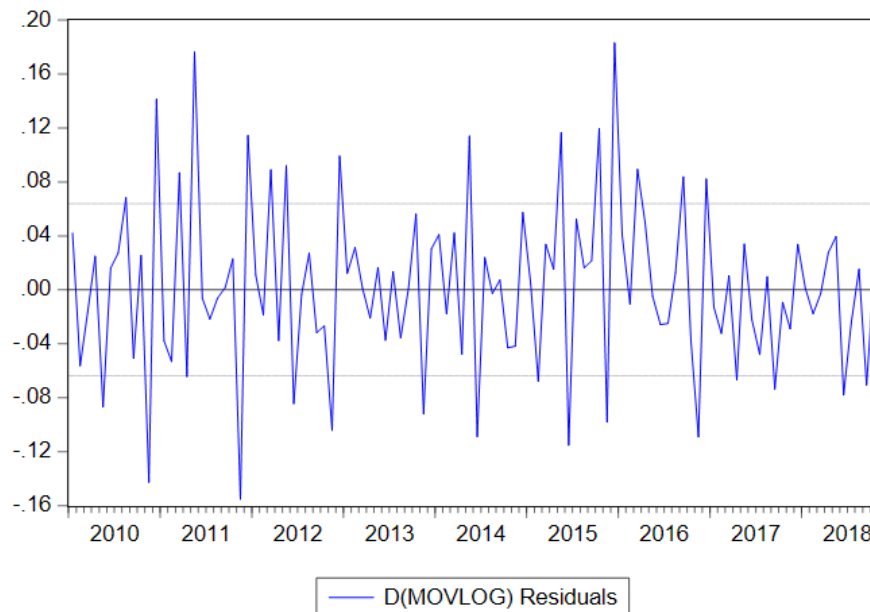
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.19 *Comportamiento de los residuos del Modelo ARIMA Mom.*



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

Gráfico 5.20 *Comportamiento de los residuos del Modelo ARIMA Mov.*



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

6. CONCLUSIONES

La exposición del presente estudio se centralizó en el desarrollo de los modelos macroeconómicos, el cual se eligió la metodología econométrica de vectores autorregresivos (VAR) y el proceso autorregresivo integrado de promedios móviles (ARIMA), el alcance de la elección supera a otras metodologías sugeridas en la literatura que oportunamente fueron indagadas en el marco teórico existiendo como resultado una demostración juiciosa para referir que la conjetura de investigación se cumple.

La aplicación de cumplimiento de objetivos mediante la elección del conjunto de variables es apropiada para el investigador a través de los modelos VAR y ARIMA ya que por su estructura son más versátiles. En este estudio durante la elaboración del diseño y aplicación del VAR y ARIMA se presentaron las siguientes dificultades, una de ellas es la selección de variables que se vio obstaculizada por la información disponible, a ello se añade la composición de los cambios de métodos que van surgiendo en la medida de las variables que dificulta el alcance de series de larga continuación. El impacto se mide en la problemática de examinar empíricamente ciertas teorías de comportamiento sin la cuantía ideal de observaciones.

Esta investigación ha logrado armar cinco modelos para la metodología VAR y cinco para el ARIMA, los modelos VAR cuentan con cuatro variables endógenas que son la morosidad de los distintos segmentos, Liquidez Total (M2), Producto Interno Bruto (PBI), Tipo de cambio Real (TCR), también se realizó la elección de la variable exógena del VAR optándose por el Precio del Petróleo ecuatoriano cuya evolución dentro del periodo considerado respondió a la decisión del hacedor de política económica y cuya perturbación surge de los mercados internacionales además de impactar en la liquidez del sector público como ocurrió con la caída de precios durante el 2014 y 2015 provocado por el enfriamiento de la demanda mundial.

Los hallazgos de este trabajo resultan interesantes en cuanto se evidencian cuatro hechos estilizados para el Ecuador sobre los determinantes de la calidad de cartera de morosidad del Sistema Financiero, los resultados obtenidos muestran que en general el comportamiento del indicador de calidad de cartera frente a un choque del crecimiento del PIB resulta en un pronunciado deterioro este resultado puede parecer contraintuitivo pues se espera que la actividad económica mejore la capacidad de pago de los individuos y los indicadores de morosidad se reduzcan. No obstante, esto puede explicarse por la saturación que se puede presentar en estos créditos y por deterioro de los rendimientos en periodos anteriores, a partir del séptimo periodo la calidad de cartera mejora. La liquidez (M2) contrario a lo encontrado en la literatura no soporta la influencia en la calidad de cartera. Por otro lado, un choque de desviación estándar del tipo de cambio real multilateral inicialmente no tiene un impacto notable en la morosidad, sin embargo, a partir del segundo periodo provoca una respuesta positiva de la calidad de cartera además se comprueba empíricamente que la morosidad tiene memoria.

Los resultados de este estudio son en general bastantes ilustrativos sería interesante en futuros trabajos permitirse examinar el funcionamiento de estos modelos con otras variables económicas y otras frecuencias de datos. Por otra parte, inevitablemente los resultados estarán sesgados por el criterio técnico del profesional, las decisiones impactarán en la elección de las variables a modelar, el tipo de modelo, la elección del ciclo y periodicidad a estimar entre otras cosas. A pesar de ello, la heterogeneidad en la respuesta a choques en componentes macroeconómicos muestra los grandes retos que implicará la coordinación de la política económica.

BIBLIOGRAFÍA

Aguilar, G., Camargo, G., & Morales, R. (2004). Análisis de la Morosidad en el Sistema Bancario Peruano.

Instituto de Estudios Peruanos, 3-4.

Altman, E. (1983). Corporate Financial Distress: A complete guide to Predicting, Avoiding and Dealing with Bankruptcy. New York: John Wiley & Sons.

Asteriou, D., & Hall, S. (2007). Applied econometrics. A modern approach, 18-46.

Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. Empirical Research in Accounting, 40-78.

Bernanke, B., & Gertler, M. (1989). Agency Costs, Net Worth, and Business Fluctuations. American Economics Review, 79(1), 14-31.

Box, G., & Jenkins, G. (1976). Time series analysis, forecasting and control. Holdan Day, 26-47.

Brooks, C. (2008). Introductory econometrics for finance. Cambridge University Press., 121-230.

Cabrera, J., & Bazerque, P. (2010). Probabilidad de Default de los Créditos Bancarios en una Economía Dolarizada. Banco Central de Uruguay.

Cano, E. (14 de Julio de 2015). Sistema de alerta temprana para la detección de entidades bancarias con dificultades financieras. Universidad de León.

Caprio, G. (1998). Banking on Crises: Expensive Lessons from Recent Financial Crises. Development Research Group, 30-40.

Caprio, G., & Klingebiel, D. (1996). Bank Insolvencies: Cross-Country Experience. World Bank Working Papers., 60-76.

Davis, E. (1992). Debt, Financial Fragility and Systematic Risk. Oxford: Clarendon Press, 25-36.

Del'Ariccia, G., Detragiache, E., & Rajan, R. (2004). The real effect of banking crises. IMF Staff Paper(219), 11-41.

Delgado, & Saurina. (2004). Riesgo de crédito y dotaciones a insolvencias. Un análisis con variables macroeconómicas. Banco de España, 25-53.

Demirguc, A., & Detragiache, E. (1998). The determinants of banking crises in developed and developing countries. IMF Staff Paper, 45(1), 81-109.

Demirguc, A., & Detragiache, E. (1999). Monitoring Banking Sector Fragility: A Multivariate Logit Approach with an Application to the 1996-1997 Banking Crises. World Bank Working Paper, 55-60.

Diaz, O. (2010). Determinantes del ratio de morosidad en el sistema financiero boliviano. Banco Central de Bolivia, 35-46.

Enders, W. (2004). Applied econometrics. Time series.

John Wiley and Sons, 56-88.

Ergungor, O., & Thompson, J. (2005). Systemic banking crises. Federal Reserve Bank of Cleveland(90), 3056.

Evans, M. (2003). Practical business forecasting. Blackwell Publishers, 34-68.

Freixas, X., & Rochet, J. (1998). Microeconomics of Banking. The MIT Press, 28-49.

Freixas, X., Hevia, J., & Inurrieta, A. (1994). Determinantes macroeconómicos de la morosidad bancaria: un modelo empírico para el caso español. Moneda y Credito,(199), 24-36.

Gomez, G., & Kiefer, N. (2009). Bank Failure: Evidence From the Colombian Financial Crisis. International Journal of Business and Finance Research, 18.

Gomez, J., & Orozco, I. (2009). Un Modelo de Alerta Temprana para el Sistema Financiero Colombiano. Borradores de Economía.

González, B. (1999). Determinants of Ex-Ante Banking System Distress: A Macro-Micro Empirical Exploration of Some Recent Episodes. IMF, (33), 30-54.

Gonzalez, R. (2011). Un Modelo de Alerta Temprana basado en Análisis Factorial Robusto y Funciones Discriminantes Bayesianas - Una Aplicación al Sistema Financiero de Bolivia. Banco Central de Bolivia.

Gujarati, D., & Porter, D. (2010). Econometría. Mc Graw-Hill.

Gutierrez, R., & Vasquez, D. (2008). Un análisis de cointegración para el riesgo de crédito. Banco de la República de Colombia, 36-57.

Hardy, D., & Pazarbasioglu, C. (1999). Determinants and leading indicators of banking crises: further evidence. IMF Staff Paper, 46 (3), 247-258.

Hoggarth, G., & Saporta, V. (2001). Costs of banking system instability: some empirical evidence. Bank of England, (144), 34-79.

Kaminsky, G. (1999). Currency and Banking Crises: The Early Warning of Distress. IMF Working Paper(178), 34-87.

Kennedy, P. (1998). A guide to econometrics. MIT press Cambridge Massachussets, 25-68.

Kiyotaki, N., & Moore, J. (1997). Credit Cycles. Journal of Political Economy, 211-248.

Ledgerwood, J. (Julio de 1999). Microfinance Handbook An Institutional and Financial Perspective. The World bank, 134-155.

- Morón, E., & Loo-Kung, R. (2003). Sistema de Alerta Temprana de Fragilidad Financiera. Universidad del Pacifico, 18-29.
- Morón, E., & Rudy, L. (2003). Sistema de Alerta Temprana de Fragilidad Financiera. Universidad del Pacifico, 7-14.
- Ngurah, A. (2009). Time series data analysis using Eviews. John Wiley & Sons, 44-98.
- Pindick, R., & Rubinfeld, D. (2001). Econometría modelos y pronósticos. Mc Graw- Hill, 167-221.
- Romero, V. (2015). Implementacion de modelo para pronosticar variables en Cooperativas: Caso de Cobelen con cartera de créditos. Universidad Eafite, 2-3.
- Salcedo, J. (2012). Nivel de Morosidad: Determinantes Macroeconómicos y pruebas de estrés para el Sistema Financiero Dominicano. Empirica, 18-19.
- Saurina, J. (1998). Determinantes de la Morosidad de las Cajas de Ahorro Españolas. Banco de España, 26-37.
- Scott, J. (1981). The Probability of Bankruptcy: A Comparison of Empirical Predictions and Theoretical Models. Journal of Banking and Finance, 43-80.
- Serra, C., & Zuñiga, Z. (2002). Identificando bancos en problemas. ¿Cómo debe medir la autoridad bancaria la fragilidad financiera? Estudios Económicos. Banco Central de Reserva del Perú, 32-46.
- Soto, J., & Chacón, Y. (2011). Ciclo economico-financiero y el comportamiento de la morosidad bancaria en el corto plazo: Un análisis exploratorio para Costa Rica en el período reciente. Instituto de Investigaciones y Ciencias Económicas, 30-56.
- Spiegel, M., Mark, M., & Andrew, K. (2009). Could an early warning system have predicted the crisis? Vox researchbased analysis and commentary., 1.
- Stiglitz, J. (1972). Same Aspects of the Puré Theory of Corporate Finance. Journal of Economics, 60-89.
- Stiglitz, Joseph, & Weiss, A. (1981). Credit Rationing in Markets with Imperfect Information. American Economic Review, 393-410.
- Vallcorba, M., & Delgado, J. (2007). Determinantes de la morosidad bancaria en una economía dolarizada. el caso uruguayo. Dirección General de Regulación del Banco de España, 27-56.
- Veloz, A. (2007). Determinantes de fragilidad en el sistema bancario de la República Dominicana: Alertas tempranas en un modelo logit. Ciencia y Sociedad, 489-504.
- Veloz, A., & Benou, G. (Enero de 2007). Determinantes de Fragilidad del Sistema Bancario en la República Dominicana: Una aplicación micro-macro de modelos de alerta temprana, 2007. Ciencia y Sociedad, XXXII(1), 70.

Veloz, A., & Georgina, B. (2007). Determinantes de fragilidad del sistema bancario en la República Dominicana: Una aplicación micro-macro de modelos de alerta temprana. *Ciencia y Sociedad*, 6987.

Vogelvang, B. (2005). *Econometric theory and applications with Eviews*. Prentice Hall, 34-67.

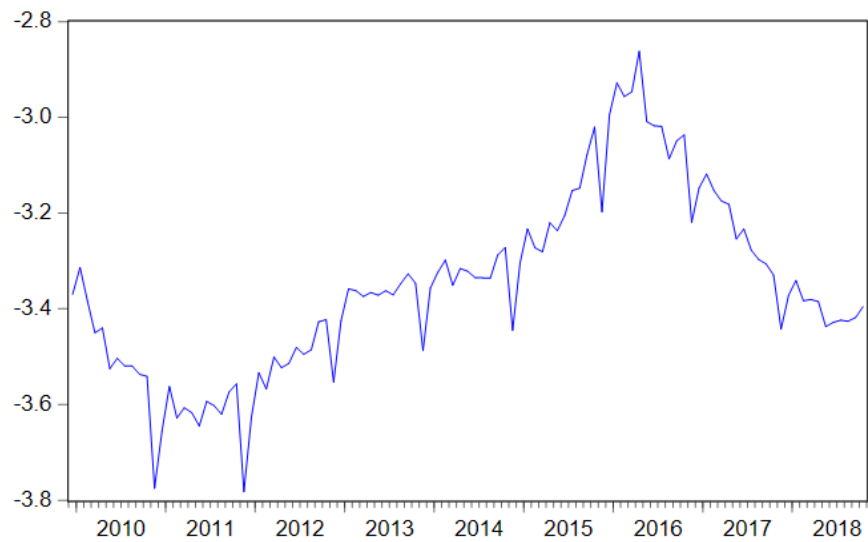
Wadwwani, S. (1984). Inflation, Bankruptcy and Employment. *Centre for Labour Economics*(195), 50-76.

Xianghon, L., & Xinlei, Z. (2006). Macro Economic Effects on Economic defaults. *Journal Economic*, 30-48.

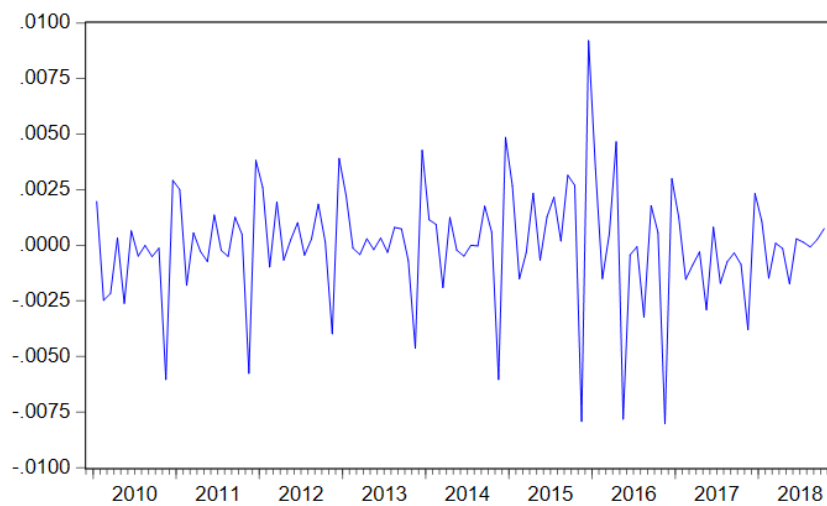
ANEXO

1.1 Gráfico de la serie Morosidad del sistema financiero en logaritmos.

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

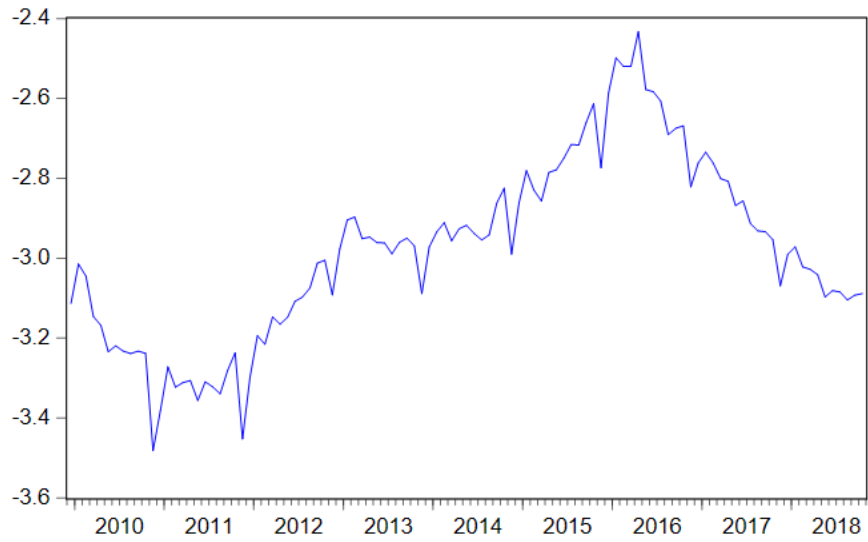


1.2 Gráfico de la serie Morosidad del sistema financiero en diferencias.



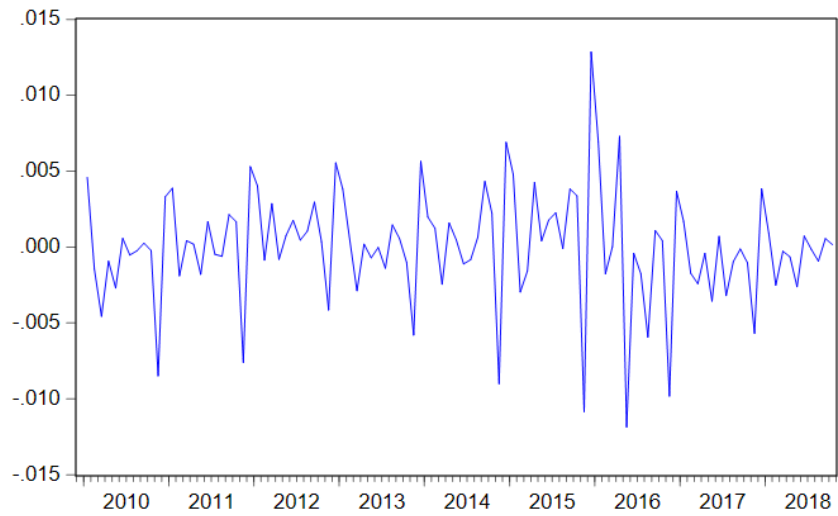
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.3 Gráfico de la serie Morosidad del segmento consumo en logaritmos.



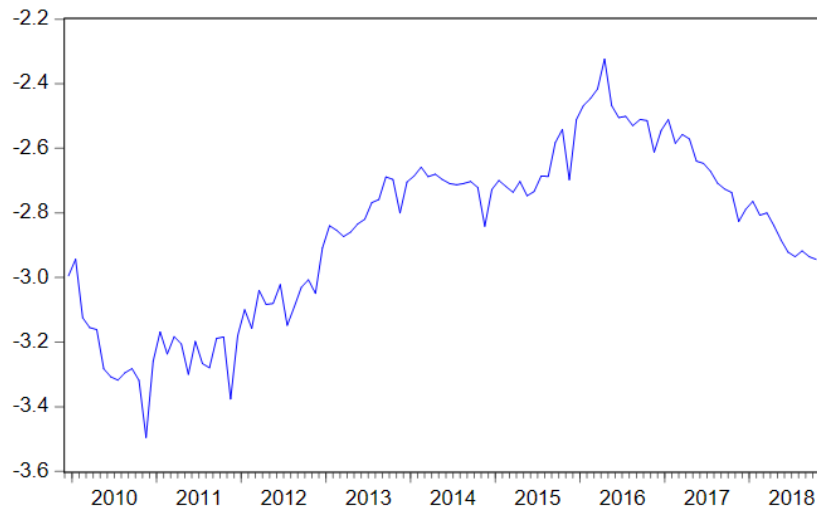
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.4 Gráfico de la serie Morosidad del segmento consumo en diferencias.



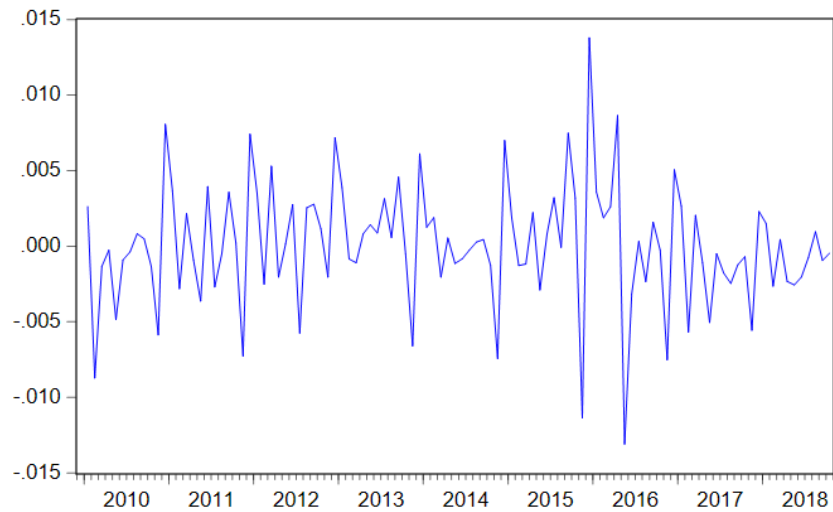
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.5 Gráfico de la serie Morosidad del segmento microcrédito en logaritmos.



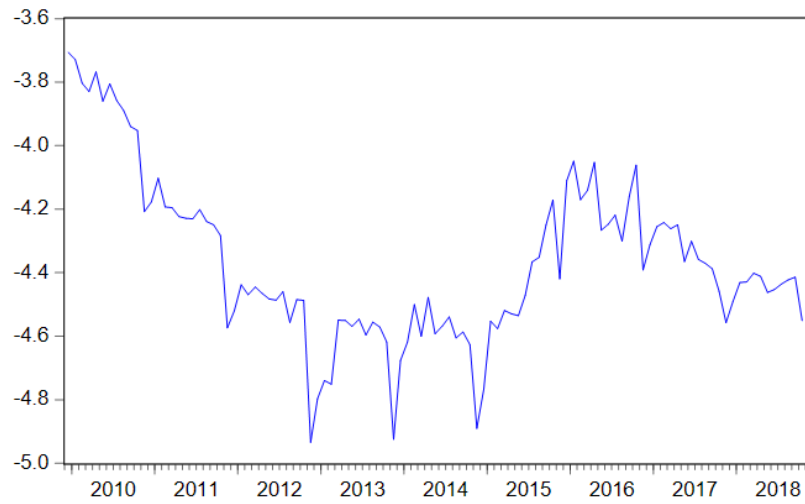
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.6 Gráfico de la serie Morosidad del segmento microcrédito en diferencias.



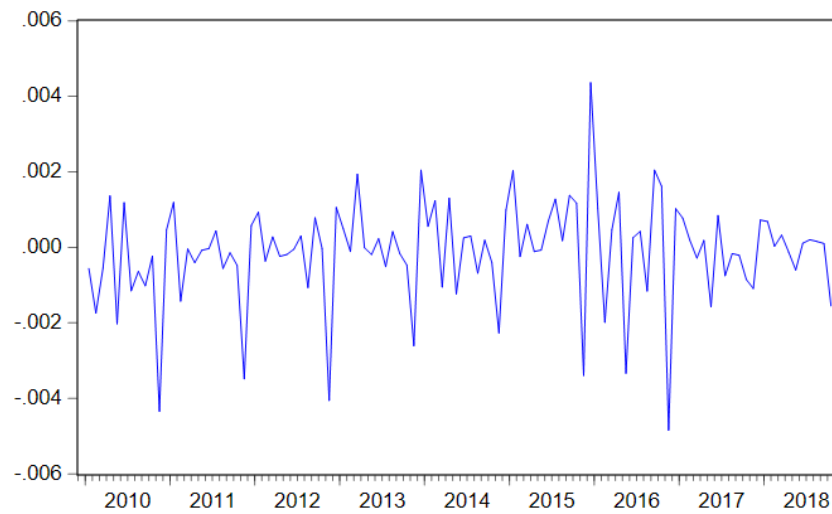
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.7 Gráfico de la serie Morosidad del segmento productivo en logaritmos.



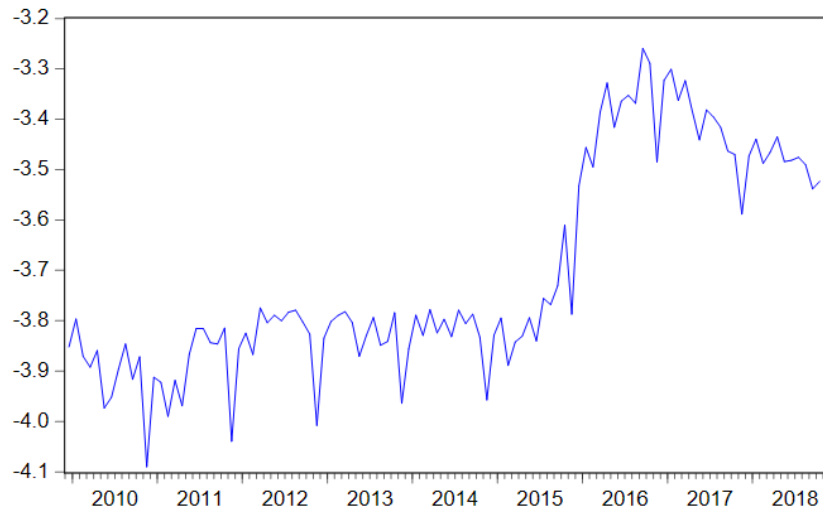
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.8 Gráfico de la serie Morosidad del segmento productivo en diferencias.



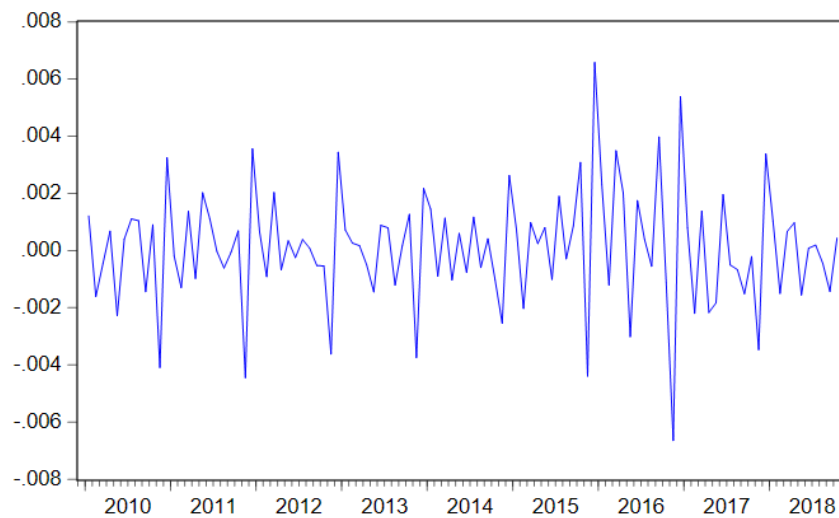
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.9 Gráfico de la serie Morosidad del segmento vivienda en logaritmos.



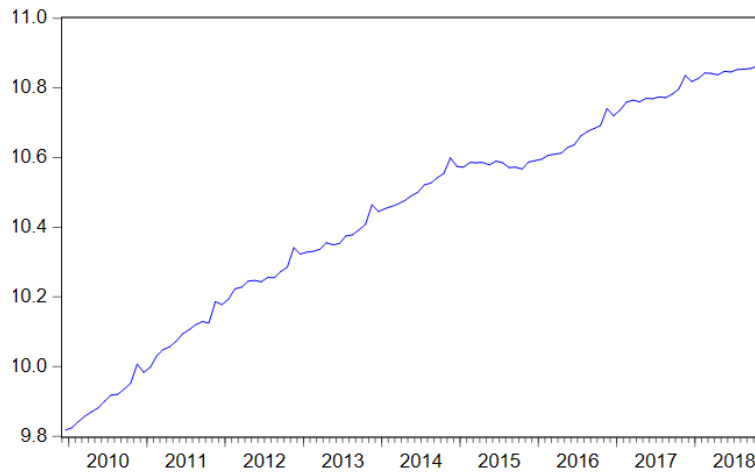
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.10 Gráfico de la serie Morosidad del segmento vivienda en diferencias.



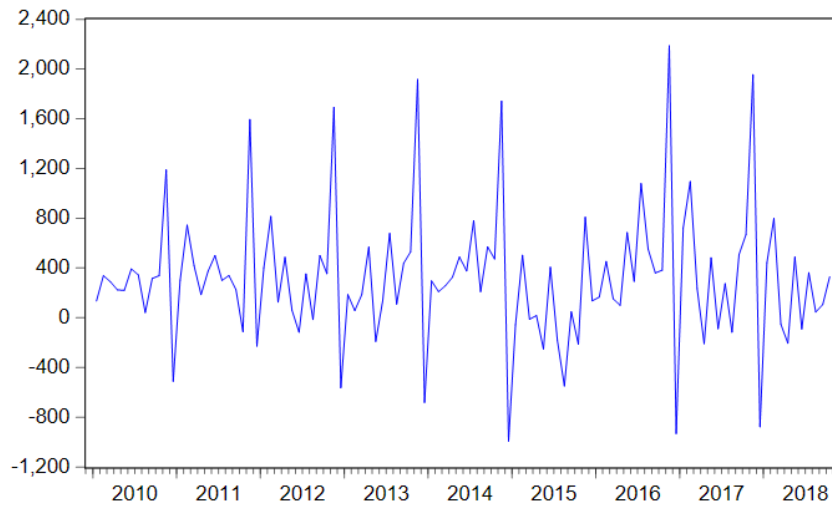
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.11 Gráfico de la serie liquidez total (M2) en Logaritmos.



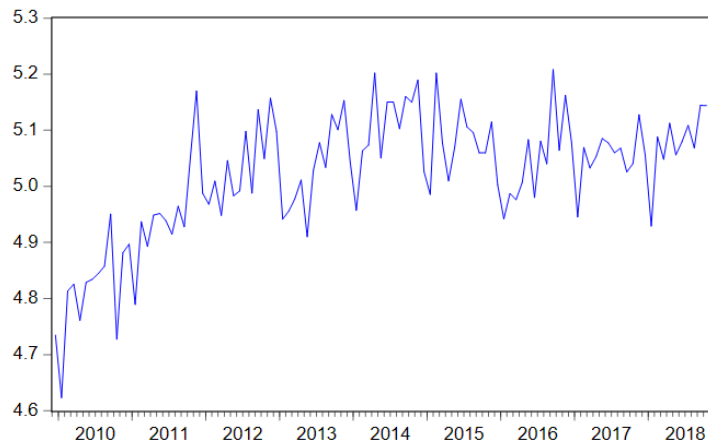
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.12 Gráfico de la serie liquidez total (M2) en Diferencias.



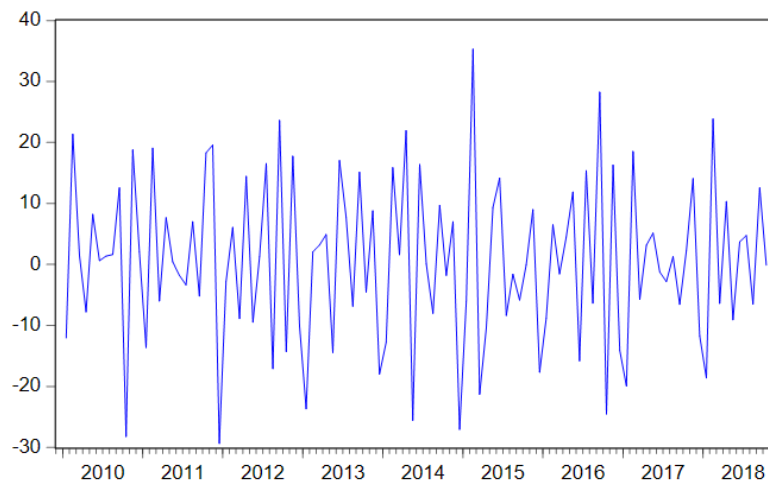
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.13 Gráfico de la serie Producto Interno Bruto (Yt) en Logaritmos.



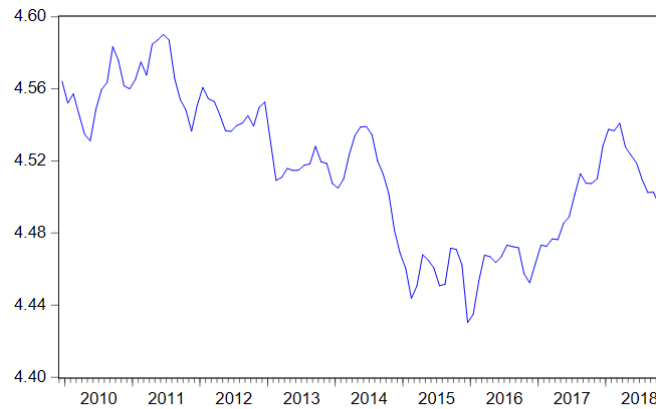
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.14 Gráfico de la serie Producto Interno Bruto (Yt) en diferencias.



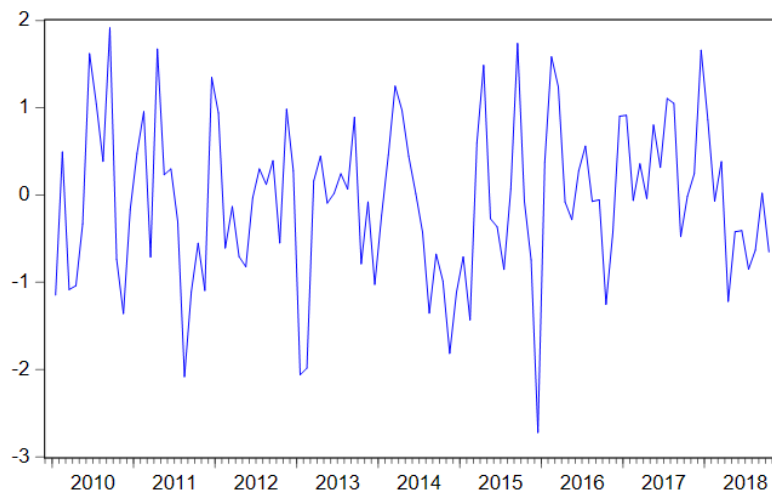
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.15 Gráfico de la serie Tipo de Cambio Real (Tcr) en Logaritmos.



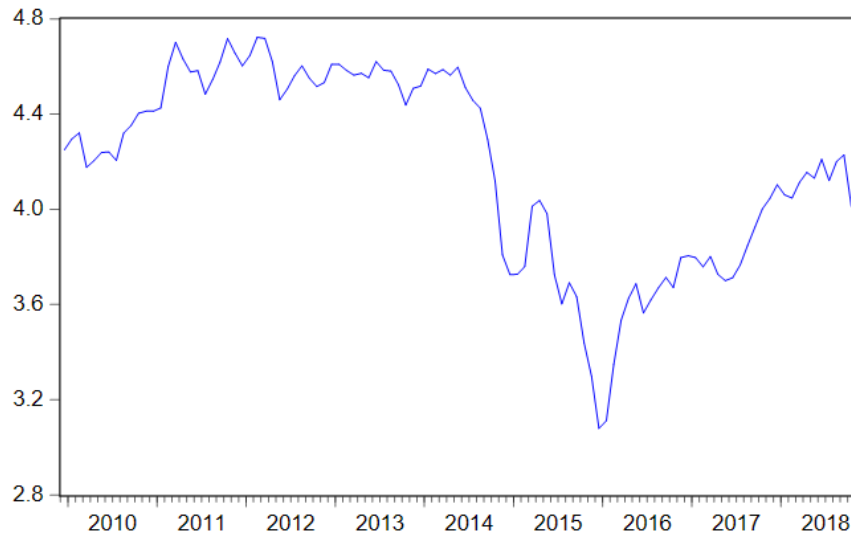
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.16 Gráfico de la serie Tipo de Cambio Real (Tcr) en Diferencias.



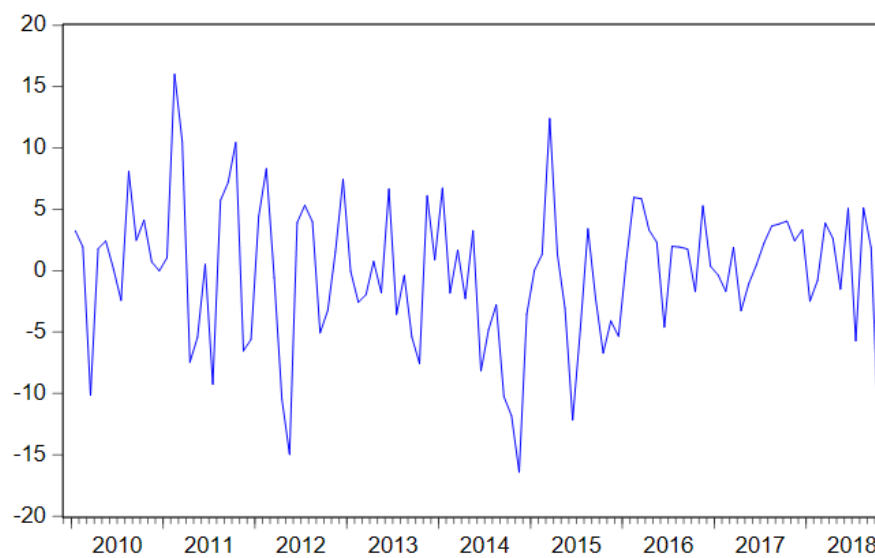
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.17 Gráfico de la serie Precio del Petróleo (St) en Logaritmos.



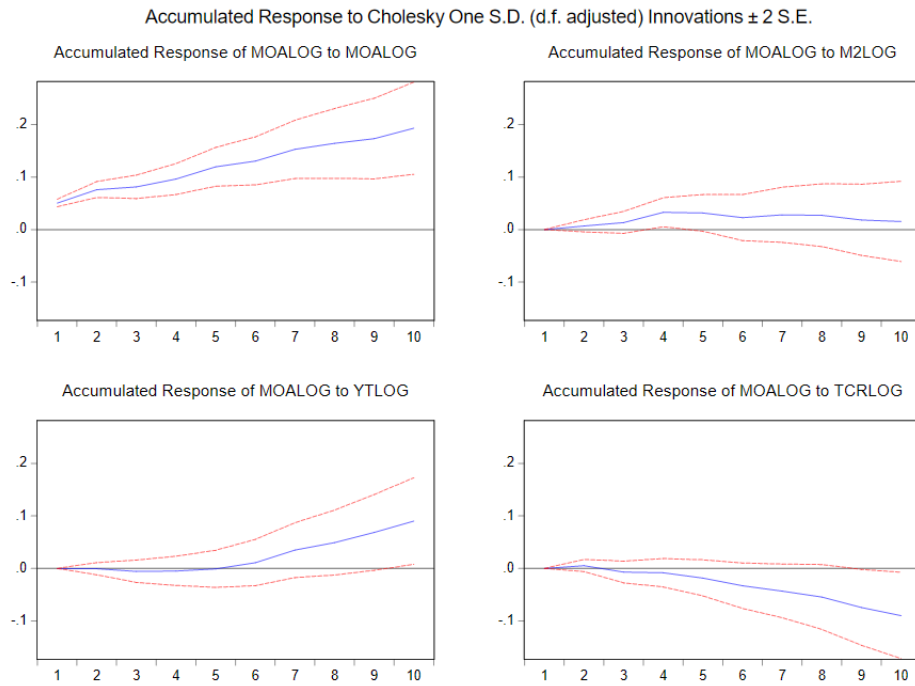
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador.

1.18 Gráfico de la serie Precio del Petróleo (St) en Diferencias.



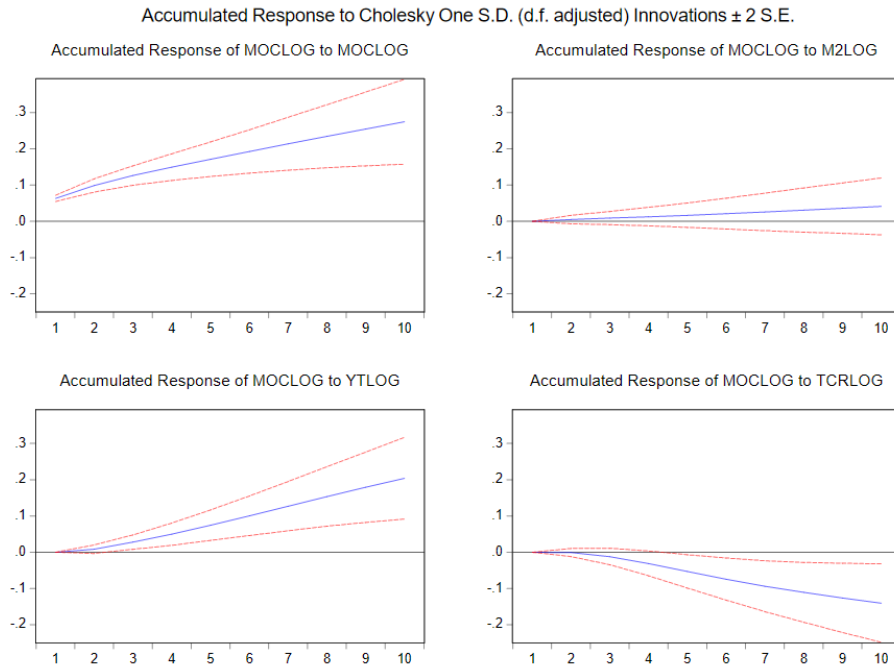
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.19 Funciones impulso respuesta ortogonalizadas acumuladas Modelo VARMO.



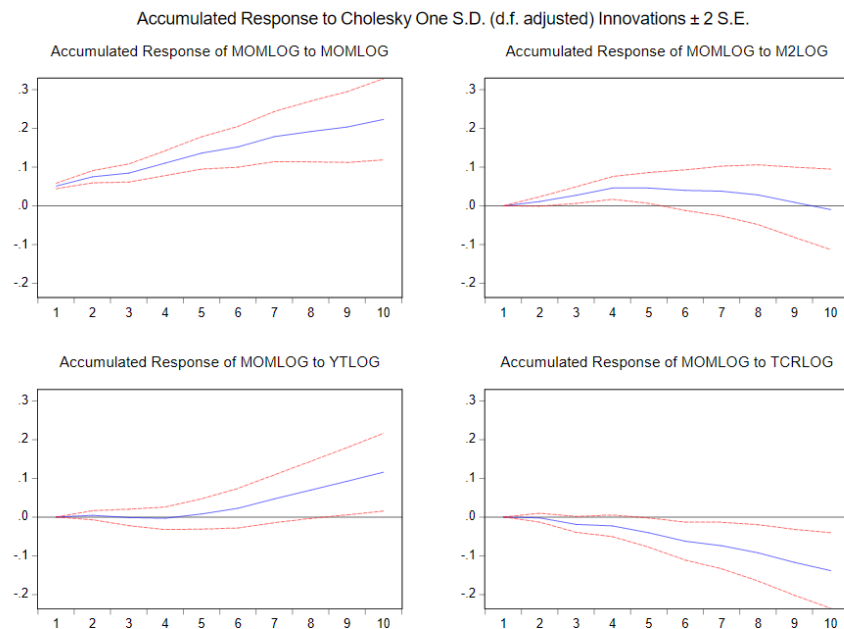
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.20 Funciones impulso respuesta ortogonalizadas acumuladas Modelo VARMO.



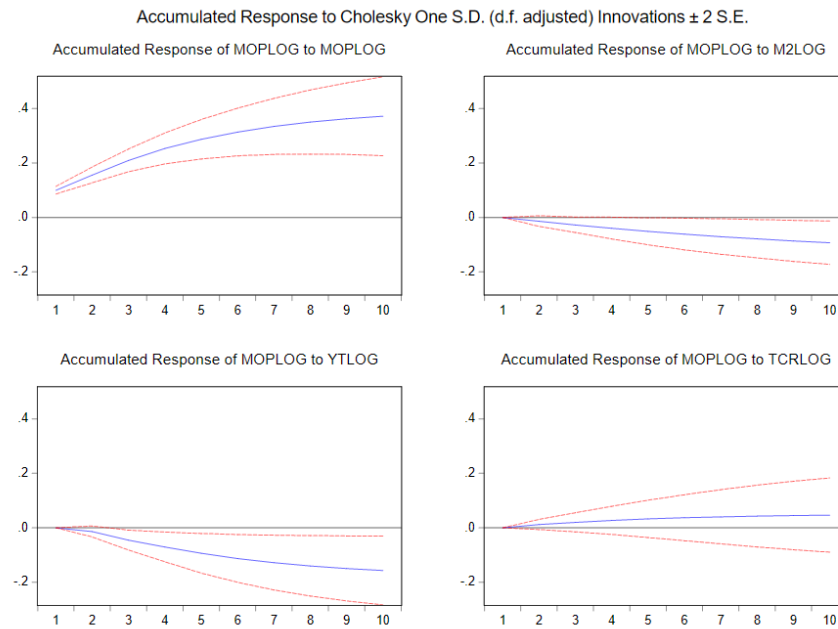
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.21 Funciones impulso respuesta ortogonalizadas acumuladas Modelo VAR-MOM.



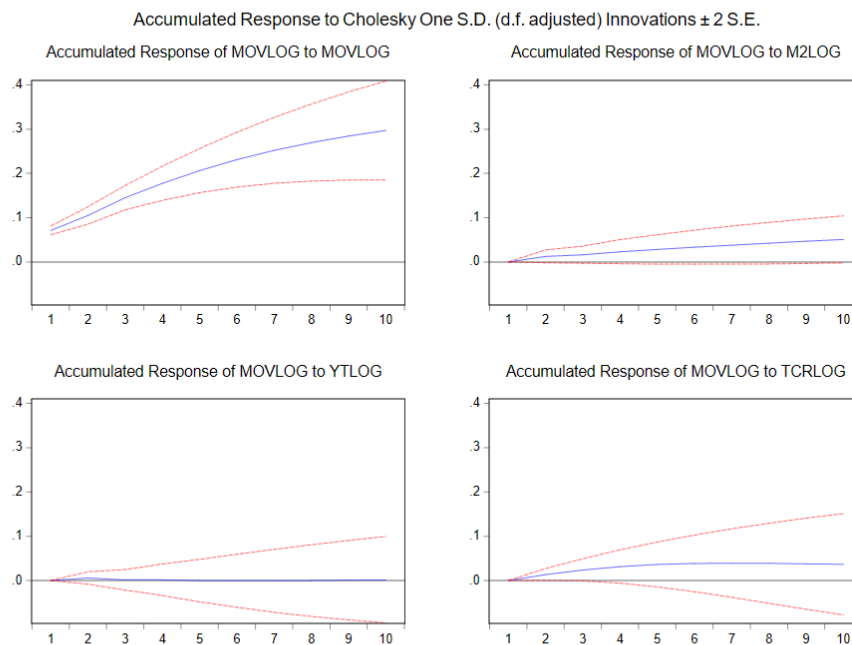
Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.22 Funciones impulso respuesta ortogonalizadas acumuladas Modelo VARMOV.



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.23 Funciones impulso respuesta ortogonalizadas acumuladas Modelo VARMOV.



Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.24 Descomposición de la varianza para la morosidad del sistema financiero (Mo) del modelo VARMO.

Periodo	S.E	Log(Mo)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.062798	100.0000	0.000000	0.000000	0.000000
2	0.069520	98.77619	0.257949	0.941912	0.023952
3	0.074634	94.40973	0.274594	3.236727	2.078953
4	0.080113	86.44612	0.278144	5.958576	7.317158
5	0.086050	77.90790	0.275910	9.003034	12.81315
6	0.091537	71.01134	0.285822	12.00170	16.70114
7	0.096203	66.03083	0.307000	14.70882	18.95336
8	0.100033	62.54948	0.335352	16.98726	20.12791
9	0.103168	60.09043	0.366006	18.82025	20.72331
10	0.105771	58.29278	0.395775	20.26305	21.04839

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.25 Descomposición de la varianza para M2 del modelo VARMO.

Periodo	S.E	Log(Mo)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.062798	51.01921	48.98079	0.000000	0.000000
2	0.069520	42.58606	56.86325	0.160744	0.389948
3	0.074634	35.08626	60.58522	0.383891	3.944630
4	0.080113	29.28090	61.91075	0.359979	8.448378
5	0.086050	24.93596	62.46722	0.359447	12.23738
6	0.091537	21.85440	63.12115	0.337890	14.68656
7	0.096203	19.61530	64.05664	0.342057	15.98600
8	0.100033	17.92150	65.18964	0.381639	16.50722
9	0.103168	16.56880	66.38870	0.479677	16.56282
10	0.105771	15.43811	67.55205	0.647953	16.36188

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.26 Descomposición de la varianza para el Producto Interno Bruto (Yt) del modelo VARMO.

Periodo	S.E	Log(Mo)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.062798	15.91854	2.695313	81.38615	0.0000000
2	0.069520	15.29663	2.631128	81.39060	0.681642
3	0.074634	14.47635	2.832603	82.02384	0.667215
4	0.080113	14.63192	2.950838	81.75942	0.657819
5	0.086050	14.85735	3.077042	81.41803	0.647580
6	0.091537	15.11454	3.172663	81.05359	0.659207
7	0.096203	15.30693	3.255259	80.68057	0.757243
8	0.100033	15.43622	3.325511	80.28356	0.954709
9	0.103168	15.51470	3.390492	79.89049	1.204324
10	0.105771	15.56442	3.453620	79.52882	1.45317

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.27 Descomposición de la varianza para el tipo de cambio Real (Tcr) del modelo VARMO.

Periodo	S.E	Log(Mo)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.062798	0.000843	0.155817	0.508266	99.33507
2	0.069520	0.702407	0.076632	4.423535	94.79743
3	0.074634	1.178944	0.072201	9.454738	89.29412
4	0.080113	1.830884	0.130647	14.40970	83.62877
5	0.086050	2.540457	0.219586	18.24261	78.89735
6	0.091537	3.533941	0.309665	20.83711	75.31929
7	0.096203	4.408380	0.386649	22.48934	72.71563
8	0.100033	5.192224	0.448135	23.56028	70.79936
9	0.103168	5.853652	0.497079	24.30331	69.34596
10	0.105771	6.393029	0.537523	24.86787	68.20158

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.28 Descomposición de la varianza para la morosidad del segmento consumo (Moc) del modelo VARMOC.

Periodo	S.E	Log(Moc)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.063018	100.0000	0.0000000	0.0000000	0.000000
2	0.073083	98.27010	0.424116	1.286992	0.018793
3	0.081331	90.69054	0.595906	6.830886	1.882765
4	0.089506	81.66932	0.684424	11.58644	6.059814
5	0.097989	73.15660	0.735020	16.04533	10.06305
6	0.105893	66.69821	0.800692	19.78987	12.70212
7	0.112960	62.08037	0.882087	22.95006	14.08749
8	0.119174	58.79726	0.970717	25.51833	14.71369
9	0.124663	56.39129	1.055678	27.58266	14.97036
10	0.129564	54.55112	1.130967	29.23518	15.08274

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.29 Descomposición de la varianza para la morosidad del segmento microcrédito (Mom) del modelo VARMOM.

Periodo	S.E	Log(Mom)	Log(M2)	Log(Yt)	Log(Tcr)
1	0.064217	100.0000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
2	0.076971	92.38775	4.861614	2.681588	0.069051
3	0.085837	86.64028	5.135619	6.163611	2.060494
4	0.094783	77.66171	5.383183	10.93166	6.023446
5	0.103502	69.64444	5.284996	14.87867	10.29190
6	0.111882	62.80850	5.189683	18.44187	13.55995
7	0.119478	57.77683	5.149944	21.35485	15.71838
8	0.126278	54.05850	5.165963	23.74383	17.03171
9	0.132343	51.29063	5.219578	25.66532	17.82447
10	0.137792	49.17183	5.290426	27.21208	18.32567

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.30 Descomposición de la varianza para la morosidad del segmento productivo (Mop) del modelo VARMOP.

Periodo	S.E	Log (Mop)	Log (M2)	Log (Yt)	Log (Tcr)
1	0.099937	100.0000	0.0000000	0.0000000	0.00000
2	0.116878	96.14413	1.423247	1.386613	1.046006
3	0.133416	90.00875	2.101602	6.730433	1.159214
4	0.143231	87.31733	2.529194	8.909937	1.243542
5	0.149580	85.19954	2.922356	10.59637	1.281733
6	0.153527	83.89492	3.213700	11.59379	1.297584
7	0.155964	83.03883	3.463106	12.19280	1.305269
8	0.157471	82.47226	3.674510	12.54554	1.307686
9	0.158414	82.08732	3.858092	12.74762	1.306972
10	0.159014	81.81553	4.019818	12.86011	1.304544

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

1.31 Descomposición de la varianza para la morosidad del segmento vivienda (Mov) del modelo VARMOV.

Periodo	S.E	Log (Mov)	Log (M2)	Log (Yt)	Log (Tcr)
1	0.071126	100.0000	0.0000000	0.0000000	0.000000
2	0.081013	94.37638	2.349108	0.486295	2.788219
3	0.091288	93.92267	2.023384	0.593409	3.460540
4	0.097436	93.55006	2.269944	0.521255	3.658737
5	0.101857	93.60255	2.323899	0.513183	3.560365
6	0.104961	93.68829	2.436162	0.484883	3.400661
7	0.107118	93.74046	2.524238	0.465720	3.269583
8	0.108662	93.74478	2.622144	0.454653	3.178425
9	0.109760	93.70431	2.720638	0.452369	3.122686
10	0.110557	93.63551	2.815941	0.457580	3.090966

Fuente: Elaboración propia en base a datos del Banco Central del Ecuador

