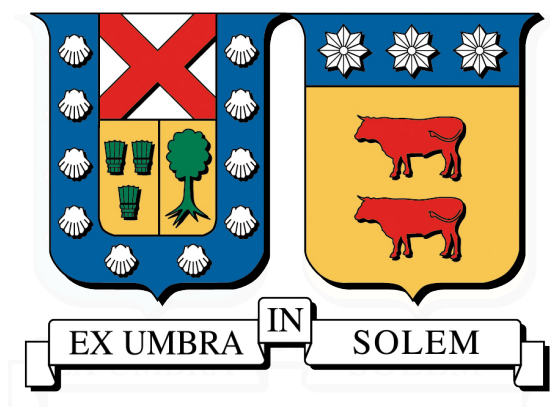


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS
VALPARAÍSO - CHILE



**EL COMOVIMIENTO ENTRE LOS TIPOS DE CAMBIO Y
EL PRECIO DE LAS ACCIONES EN LOS MERCADOS
EMERGENTES DE AMÉRICA LATINA**

RODRIGO ANDRÉS ARAYA BARRAZA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA : DR. WERNER KRISTJANPOLLER R.
PROFESOR CORREFERENTE : SR. KEVIN MICHELL V.

NOVIEMBRE 2017

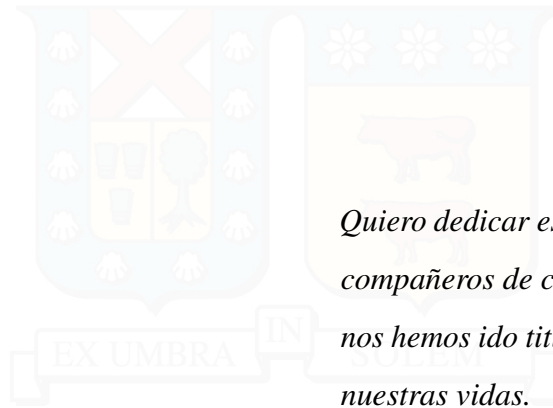
Agradecimientos

Quiero agradecer principalmente a mi familia por ser siempre un apoyo incondicional en todos los ámbitos de mi vida y por siempre darme el ánimo y las ganas de seguir adelante para cumplir mis objetivos.

También obviamente agradecer a mis amigos y compañeros de universidad, que sin ellos no habría sido posible aguantar las labores y responsabilidades estudiantiles que implica estar en la UTFSM.

A mi profesor guía, quien me ha tenido bastante paciencia para sacar adelante esta memoria.

Y finalmente a Internet, que ha hecho del mundo un lugar más autodidacta, creativo y divertido.



*Quiero dedicar esta memoria a todos mis
compañeros de carrera que poco a poco
nos hemos ido titulando y avanzando con
nuestras vidas.*

*Este será el primero de muchos logros
que conseguiremos.*

RESUMEN EJECUTIVO

El presente estudio tiene como fin estudiar y determinar la relación entre los índices bursátiles y el tipo de cambio nominal para 6 países de América Latina: Chile, Brasil, México, Colombia, Perú y Argentina. Además, se agrega el volumen de transacciones diarias del mercado bursátil para cada índice, con el fin de establecer efectivamente una relación de causalidad entre los mercados bursátil y cambiario. La recopilación de datos se realizó con ayuda de la base de datos de Economática y su frecuencia es diaria, para efectos de estudio se utilizan datos mensuales, entre un rango variable dependiendo de cada país, según se señala a continuación: Chile, Brasil y México 2000:01 hasta 2016:11; Perú 2007:06 hasta 2015:04; Colombia 2000:01 hasta 2016:11, en dos períodos según el índice bursátil a analizar (IGBC y COLCAP); y Argentina 2002:01 hasta 2016:11. Se utilizó el software Eviews para todos los análisis econométricos realizados.

En primer lugar se analiza la estacionariedad de las variables a través de un Test de Raíz Unitaria y se arreglan los datos para cumplir con este requisito. Luego se evalúa la existencia de causalidad entre las variables mediante un Test de Causalidad de Granger, el que arroja la presencia de causalidad y el sentido de la misma. Para aquellos casos en los que se visualiza causalidad se continúa con el análisis de cointegración de las variables, estudiándose la estacionariedad del error del modelo obtenido. Con lo anterior se pudo concluir que las variables en estudio cointegraban para solo 2 de los países estudiados: Brasil y Perú. Obteniéndose un modelo de equilibrio de largo plazo para cada uno.

Finalmente, para todos los países en estudio se aplica el enfoque Markov Switching Bayesian VAR, que vincula el concepto de cadenas de Markov con los modelos de econometría clásica. Al compararse esta última metodología con el enfoque clásico de cointegración se puede concluir que para todos los países existe un modelo MS-VAR que mantiene un equilibrio de largo plazo entre las variables, dada la flexibilidad del mismo.

Palabras Clave. Cointegración, Markov Switching, Índices Bursátiles, Tipos de Cambio.



ABSTRACT

The purpose of this study is determine the relationship between stock prices and exchange rates for 6 countries in Latin America: Chile, Brazil, Mexico, Colombia, Peru and Argentina. In addition, volume of daily transactions of the stock market for each index is added, in order to establish a causal relationship between stock and exchange markets. Data collection was done with the help of Ecomat and its daily frequency, for study purposes, according to a variable index depending on each country, as indicated below: Chile, Brazil and Mexico 2000:01 to 2016:11; Peru 2007:06 until 2015:04; Colombia 2000:01 to 2016:11, in two times according to the stock market analyst index (IGBC and COLCAP); and Argentina 2002:01 to 2016:11. Eviews software was used for all econometric analyzes carried out.

First, stationarity time series is analyzed through a Unit Root Test and data is arranged to comply with this requirement. Then the existence of causality between the variables is evaluated by Granger Causality Test, which shows the presence of causality and the sense of it. For those cases in which causality is visualized, cointegration analysis of the variables is continued, studying the stationarity of the model error obtained. With the above it was possible to conclude that the variables under study cointegrated for only 2 of the countries studied: Brazil and Peru. Obtaining a long-term equilibrium model for each one.

Finally, for all countries in the study, the Markov Switching Bayesian VAR approach is applied, which links the concept of Markov chains with classical econometric models. When comparing this last methodology with the classic cointegration approach, it can be concluded that all countries have an MS-VAR model that maintains a long-term equilibrium between the variables, given its flexibility.

Keywords. Cointegration, Markov Switching, Stock Price, Exchange Rates.

Índice de Contenidos

1. INTRODUCCIÓN	1
2. PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	2
3. OBJETIVOS	5
3.1. Objetivo General	5
3.2. Objetivos Específicos	5
4. ALCANCE	6
5. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	7
6. MARCO TEÓRICO	13
6.1. Mercado Cambiario	13
6.2. Mercado de Valores	15
6.3. Relación entre el tipo de cambio y precio de acciones	16
6.4. Conceptos y herramientas econométricas	17
6.4.1. Series de Tiempo	17
6.4.2. Test de Raíz Unitaria	20
6.4.3. Cointegración	21
6.4.4. Causalidad de Grenger	22
6.4.5. Proceso Autorregresivo (AR)	23
6.4.6. Vector Autorregresivo (VAR)	23
6.4.7. Cadenas de Markov	24
6.4.8. Markov-Switching Bayesian VAR models	25
7. METODOLOGÍA	27
7.1. Datos	27
7.2. Test de Raíz Unitaria: ADF	28
7.3. Causalidad de Granger	29
7.4. Cointegración: Engle-Granger Aumentada	29
7.5. Markov Switching VAR	30

8. RESULTADOS	31
8.1. Chile: IPSA - Peso chileno	32
8.1.1. Test de Raíz Unitaria	32
8.1.2. Causalidad	34
8.1.3. Cointegración	34
8.1.4. MS-VAR	36
8.2. Brasil: BOVESPA - Real	38
8.2.1. Test de Raíz Unitaria	38
8.2.2. Causalidad	40
8.2.3. Cointegración	41
8.2.4. MS-VAR	42
8.3. México: IPyC - Peso mexicano	44
8.3.1. Test de Raíz Unitaria	44
8.3.2. Causalidad	47
8.3.3. Cointegración	47
8.3.4. MS-VAR	49
8.4. Perú: INCA - Sol	51
8.4.1. Test de Raíz Unitaria	51
8.4.2. Causalidad	53
8.4.3. Cointegración	54
8.4.4. MS-VAR	55
8.5. Colombia: IGBC - Peso colombiano	57
8.5.1. Test de Raíz Unitaria	57
8.5.2. Causalidad	59
8.5.3. Cointegración	60
8.5.4. MS-VAR	62
8.6. Colombia: COLCAP - Peso colombiano	65
8.6.1. Test de Raíz Unitaria	65
8.6.2. Causalidad	67
8.6.3. Cointegración	68
8.6.4. MS-VAR	71
8.7. Argentina: Merval - Peso argentino	71
8.7.1. Test de Raíz Unitaria	71
8.7.2. Causalidad	75
8.7.3. Cointegración	75
8.7.4. MS-VAR	76
9. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	80
10. DISCUSIÓN	83
11. LIMITACIONES	84
Bibliografía	85
A. Series Originales	88

B. Series Logarítmicas	91
C. Correlogramas Series Logarítmicas	94
D. Valores críticos test cointegración	96



Índice de Tablas

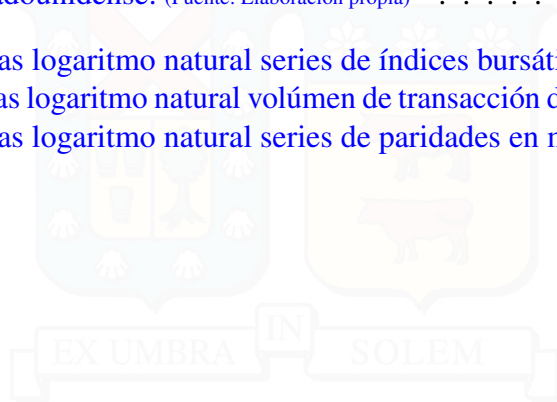
6.1. Actividad cambiaria según instrumento financiero.	14
8.1. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPSA)	33
8.2. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPSA_VOL)	33
8.3. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_CHL)	33
8.4. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Chile.	35
8.5. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Chile.	36
8.6. Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.	37
8.7. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.	37
8.8. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.	38
8.9. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IBOV)	39
8.10. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IBOV_VOL)	39
8.11. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_REAL)	39
8.12. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Brasil.	41
8.13. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Brasil.	41
8.14. Modelo de Largo Plazo para Brasil.	42
8.15. Estados modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.	43
8.16. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.	43
8.17. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.	44
8.18. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPYC)	45
8.19. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPYC_VOL)	46
8.20. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_MEX)	46
8.21. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de México.	47
8.22. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para México.	48
8.23. Estados modelo MS-VAR para LN_IPYC.	49
8.24. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_IPYC.	50
8.25. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_IPYC.	50
8.26. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_INCA)	52
8.27. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_SOL)	52
8.28. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Perú.	53
8.29. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Perú.	54
8.30. Modelo de Largo Plazo para Perú.	55
8.31. Estados modelo MS-VAR para LN_INCA.	56
8.32. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_INCA.	56
8.33. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_INCA.	57

8.34. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IGBC)	58
8.35. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IGBC_VOL)	58
8.36. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_COL1)	58
8.37. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Colombia (1).	60
8.38. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Colombia (1).	61
8.39. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo 2 con tendencia para Colombia (1).	62
8.40. Modelo de Largo Plazo para Colombia (1).	63
8.41. Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.	63
8.42. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.	64
8.43. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.	65
8.44. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_COLCAP)	65
8.45. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_COLCAP_VOL)	66
8.46. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_COL2)	66
8.47. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Colombia (2).	68
8.48. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Colombia (2).	69
8.49. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo 2 con tendencia para Colombia (2).	70
8.50. Modelo de Largo Plazo para Colombia (2).	70
8.51. Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.	72
8.52. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.	72
8.53. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.	73
8.54. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_MERVAL)	73
8.55. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_MERVAL_VOL)	73
8.56. Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_ARG)	74
8.57. Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Argentina.	76
8.58. Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Argentina.	77
8.59. Estados modelo MS-VAR para LN_MERVAL.	77
8.60. Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_MERVAL.	78
8.61. Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_MERVAL.	79
D.1. Valores críticos Test Cointegración.	96

Índice de Figuras

6.1. Actividad cambiaria 1998-2016. (Fuente: Elaboración propia con antecedentes de la encuesta trianual del BIS, 2016)	14
6.2. Estructura del Mercado de Valores en Chile. (Fuente: Elaboración propia)	16
8.1. Primera diferencia de las series logarítmicas para Chile.	34
8.2. Comportamiento residual del modelo con tendencia para Chile.	35
8.3. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.	38
8.4. Primera diferencia de las series logarítmicas para Brasil.	40
8.5. Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Brasil.	42
8.6. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.	44
8.7. Primera diferencia de las series logarítmicas de México.	45
8.8. Comportamiento residual del modelo con tendencia para México.	48
8.9. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_IPYC.	51
8.10. Primera diferencia de las series logarítmicas de Perú.	53
8.11. Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Perú.	54
8.12. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_INCA.	57
8.13. Primera diferencia de las series logarítmicas de Colombia (1).	59
8.14. Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Colombia (1).	61
8.15. Comportamiento residual 2 del modelo sin tendencia para Colombia (1).	62
8.16. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.	64
8.17. Primera diferencia de las series logarítmicas de Colombia (2).	67
8.18. Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Colombia (2).	69
8.19. Comportamiento residual 2 del modelo sin tendencia para Colombia (2).	71
8.20. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.	74
8.21. Primera diferencia de las series logarítmicas de Argentina.	75
8.22. Comportamiento residual del modelo con tendencia para Argentina.	76
8.23. Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_MERVAL.	78
A.1. Índices bursátiles de los países en estudio. (Fuente: Datos obtenidos de Economática)	88
A.2. Volumen de transacción índices bursátiles según país. (Fuente: Datos obtenidos de Economática)	89
A.3. Paridad nominal en moneda nacional con respecto a 1 dólar estadounidense. (Fuente: Datos obtenidos del Banco Central de Chile)	90

B.1. Logaritmo natural de los índices bursátiles de los países en estudio. (Fuente: Elaboración propia)	91
B.2. Logaritmo natural del volumen de transacción de los índices bursátiles según país. (Fuente: Elaboración propia)	92
B.3. Logaritmo natural de la paridad nominal en moneda nacional con respecto a 1 dólar estadounidense. (Fuente: Elaboración propia)	93
C.1. Correlogramas logaritmo natural series de índices bursátiles.	94
C.2. Correlogramas logaritmo natural volumen de transacción de índices bursátiles.	95
C.3. Correlogramas logaritmo natural series de paridades en moneda nacional.	95



1 | INTRODUCCIÓN

Para el siguiente estudio se pretende dilucidar una relación de largo plazo existente entre los índices bursátiles y los tipos de cambio nominales de las economías emergentes de América Latina. Para dicho análisis se utilizarán las herramientas clásicas de econometría que permiten realizar un estudio de cointegración de las variables para cada país, además de la aplicación de un enfoque no muy utilizado, llamado *Markov Switching Bayesian VAR*. Lo que se pretende es comparar ambos modelos para identificar las cualidades y características de cada uno, realizando un aporte desde el punto de vista metodológico para las entidades económicas y financieras a la hora de analizar diferentes variables para la toma de decisiones. También así, proporcionar una metodología alternativa a los inversionistas para el modelamiento del comportamiento de los instrumentos financieros que mejor se adapten a cada enfoque.

Para el desarrollo de este estudio se iniciará identificando el problema de investigación y a quiénes se enfocan los resultados, seguido del objetivo general y los objetivos específicos que se esperan cumplir al finalizar el análisis. Luego de lo anterior se define el alcance y una breve revisión bibliográfica de papers relacionados a estudios similares realizados por otros autores. Finalmente se establece la metodología a seguir para dar inicio a la obtención de resultados y las conclusiones que se pueden obtener del trabajo realizado.

2 | PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

La necesidad de generar recursos económicos ha sido por años un requisito indispensable para desarrollarnos y crecer como sociedad, incluso antes de la existencia de éste como bien intermediario para la adquisición de otros bienes que nos generen satisfacción, tal y como indica [Weatherford \(1997\)](#). En la historia de la humanidad siempre ha existido este acto de intercambio, que a lo largo de los años se ha ido especializando y diversificando. Como sociedad hemos formado un sistema de interacción en el que se hace indispensable contar con herramientas que nos permitan asegurar un cierto nivel de retorno en base al trabajo que cada uno de nosotros ejerce a diario, es por esto que surge el concepto de inversión como una forma alternativa para la obtención de recursos económicos. Según un grupo de gerentes colombianos, se define a la inversión como “una de las prácticas más antiguas del ser humano”, la cual se representa mediante la adquisición de bienes de capital productivos que generen riqueza [González Fonseca et al. \(2012\)](#).

[Gutiérrez Urzúa et al. \(2012\)](#) señalan que en el caso particular de Chile, desde el año 1981 ha existido una alta participación de inversionistas institucionales como Administradoras de Fondos de Pensiones (AFP), que claramente generan un incentivo económico al país mediante la entrega de pagos periódicos. Es más, [Fuenzalida et al. \(2008\)](#) indican que más que establecer un ratio óptimo de dividendos, los inversionistas institucionales están preocupados por el riesgo y la liquidez de sus inversiones, lo que hace importante estimar las utilidades esperadas. Según [Marcus et al. \(2004\)](#) comúnmente los inversionistas prefieren desembolsar dinero en activos financieros por sobre activos reales ya que los primeros poseen mayor liquidez y, debido a la eficiencia de mercado, se dice que sus precios son más transparentes.

En base a lo anterior es lógico pensar en la forma de tomar una buena decisión de inversión, es por esto que se vuelve necesario recurrir a herramientas que nos permitan analizar y estimar los retornos que las distintas alternativas financieras presentes en el mercado nos otorgan, tal y como señalan [Hoffmann and Shefrin \(2014\)](#). Se vuelve entonces indispensable el estudio del comportamiento de los activos financieros, pues el hecho de desembolsar dinero en ellos para generar un determinado porcentaje de rentabilidad conlleva la responsabilidad de asumir un riesgo ya que se puede o no recibir retorno de la inversión. Según [González Fonseca et al. \(2012\)](#) esa es la mayor preocupación a la que se enfrentan los inversionistas. Del mismo modo estudios señalan que “en la actualidad, la mayor parte de los países emergentes operan bajo un esquema de libre flotación del tipo de cambio” ([Uribe et al., 2015](#)), lo que hace aún más crucial un análisis de los cambios que pueden experimentar las fuentes principales de inversión y cómo se relacionan entre sí.

Con el paso de los años se han identificado diversas variables macroeconómicas como determinantes de los precios de las acciones, el tipo de cambio se encuentra entre una de ellas. Las variaciones cambiarias pueden afectar a diferentes empresas de manera diferente dependiendo de si están orientadas a la exportación o si utilizan insumos importados. Por lo tanto, los efectos generales de las variaciones del tipo de cambio en un índice de precios de las acciones agregado podrían darse en cualquier dirección, según señalan [Bahmani-Oskooee and Baek \(2016\)](#). La actual flexibilidad de los mercados emergentes, en cuanto a los tipos de cambio, produce una mayor sensibilidad dentro del mercado accionario ante innovaciones en el mercado cambiario durante períodos de crisis, como lo demuestran estudios realizado por [Lin \(2012\)](#) en economías emergentes de Asia. La estructura del mercado de divisa adoptada por los países emergentes ha permitido que en el último tiempo se haya despertado el interés por parte de inversores privados, institucionales y gestores de cartera de inversión en las economías latinoamericanas, es por este motivo y por las consecuencias que pueden traer consigo eventuales crisis, como la hipotecaria subprime de los años 2007-2008 o la vivida actualmente por Europa, que se estudie en detalle la relación existente entre el tipo de cambio de divisas y el precio de las acciones de los mercados

emergentes en América Latina ([Lovengreen, 2012](#)).



3 | OBJETIVOS

3.1. Objetivo General

Determinar la relación existente entre las variaciones del tipo de cambio y el precio de acciones en los mercados emergentes de América Latina a través de la aplicación de modelos y herramientas econométricas para comprender los efectos ocasionados por diversas innovaciones en el mercado cambiario y así permitir a los agentes involucrados tomar las medidas de precaución necesarias para afrontarlos.

3.2. Objetivos Específicos

- Identificar los índices bursátiles que mejor representen la economía de los países en estudio junto al período de análisis en el cual se situarán los antecedentes para el desarrollo del trabajo.
- Presentar evidencia empírica acerca de relaciones existentes entre el tipo de cambio y los índices bursátiles representativos de cada país mediante métodos adecuados.
- Elaborar un modelo matemático para cada país que relacione las variables de estudio y explicar la estructura de los mismos.
- Comparar el enfoque habitualmente utilizado para este tipo de estudios con nuevas tendencias, como lo es un modelo MS-VAR.
- Proponer medidas de anticipación que debiesen tomar las entidades involucradas ante cambios en el mercado y sugerencias a los inversores para resguardar su capital.

4 | ALCANCE

A través del presente estudio se pretende entender el movimiento conjunto que posee el mercado de valores con el mercado cambiario. Para ello se busca cuantificar la relación existente entre los indicadores bursátiles y el tipo de cambio de los 6 países que representan de mejor manera el emergente crecimiento de América Latina: Chile, Argentina, Perú, Brasil, Colombia y México.

En base a los resultados obtenidos se estimarán modelos matemáticos que supongan una fuente de información suficiente para poder anticiparse a ciertas eventualidades reflejadas en el mercado cambiario y que puedan afectar a los inversionistas en general.

Finalmente y a modo de práctica, se espera poder comparar los modelos utilizados generalmente para estos análisis, los que también se utilizarán en este estudio, con un modelo MS-VAR, por sus siglas en inglés *Markov Switching VAR*, lo que representa una nueva tendencia para el mismo objetivo en base a un enfoque distinto.

5 | REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

Diversos estudios han examinado la relación entre el precio de las acciones y los tipos de cambio, la mayoría de la literatura referente a ellos se remonta a principios de la década de 1980. Estos estudios han variado según el período de análisis, la zona geográfica y hasta en los modelos utilizados para su desarrollo, sin embargo la mayoría se han enfocado en la experiencia vivida por Estados Unidos como señala [Lin \(2012\)](#). Estudios similares han realizado [Bodnar and Gentry \(1993\)](#) y [Qiao \(1996\)](#) con relación al mercado japonés y canadiense. Del mismo modo [Abdalla and Murinde \(1997\)](#) mostraron que los tipos de cambio conducen el precio de las acciones en India, Corea del Sur y Pakistán. No en todos ellos se pueden obtener claras evidencias acerca de la relación específica entre ambos mercados, sin embargo explican muy bien las situaciones para las que se dedica el estudio.

Distintos autores han realizado estudios más actuales durante el siglo XXI que analizan la relación entre las variables mencionadas anteriormente. Los principales referentes de tales contribuciones son:

[Phylaktis and Ravazzolo \(2005\)](#) realizaron estudios referentes a la dinámica existente entre la variación del precio de las acciones y el tipo de cambio utilizando análisis de cointegración y test de causalidad multivariado de Grenger. El desarrollo del estudio se remonta al período comprendido entre los años 1980-1989 y los países estudiados corresponden a un grupo de la cuenca del pacífico.

Dos años más tarde, [Pan et al. \(2007\)](#) examinan los vínculos dinámicos entre los tipos de cambio y los precios de las acciones de siete países del este de Asia, incluyendo Hong

Kong, Japón, Corea, Malasia, Singapur, Taiwán y Tailandia, para el período de Enero de 1988 a Octubre de 1998. Sus resultados muestran una relación causal significativa en 4 países antes de la crisis de 1997. [Pan et al. \(2007\)](#) indican que sus hallazgos son robustos con respecto a varios métodos de prueba utilizados, incluyendo las pruebas de causalidad de Granger, un análisis de descomposición de varianza y un análisis de respuesta de impulso. También señalan que los vínculos existentes varían entre las economías con respecto a los regímenes cambiarios, el tamaño del comercio, el grado de control de capital y el tamaño del mercado de acciones.

Por otra parte, [Diamandis and Drakos \(2011\)](#) realizaron un estudio sobre las dinámicas de corto y largo plazo para las variables de tipo de cambio, precio de las acciones e índice de precio de las acciones estadounidense, este último como intermediario para 4 países emergentes de América Latina para el período 1980-2009 (Argentina, Brasil, Chile y México). El análisis de cointegración en este estudio se desarrolla a través del test de causalidad multivariado de Grenger, mientras que el modelo utilizado para la predicción de las variables fue tanto el VAR como el VEC.

Un estudio más actual realizado por [Sosa and Ortiz \(2015\)](#) analiza el comportamiento, determinación y las relaciones de largo plazo del tipo de cambio de México, Canadá, Reino Unido y Japón en relación al dólar estadounidense. Para esto se utiliza un modelo monetario de precios flexibles (MPF), originalmente avanzados por Frankel (1976), Mussa (1976) y Bilson (1978). El MPF analiza la evolución y determinación del tipo de cambio en función de los diferenciales entre variables monetarias y fundamentales locales. Dentro de los análisis econométricos se incluye un modelo multifactorial, análisis de cointegración, análisis de causalidad de Granger y la estimación del mecanismo de corrección de error (MCE), necesariamente aplicando un Vector Autorregresivo. Los datos utilizados son mensuales y comprenden un periodo desde Junio de 1994 hasta Febrero del 2014.

Paralelamente [Koitsiwe and Adachi \(2015\)](#) realizaron un estudio en base a las relaciones dinámicas existentes entre el ingreso minero, consumo del gobierno, tipo de cambio y creci-

miento económico en Bostwana. Para ello se analizó información trimestral de 1994 a 2012 usando un modelo de vectores autorregresivos (VAR) no restringidos que consiste en la función de respuesta al impulso y descomposición de varianzas. De manera adicional, para examinar la dirección de causalidad de las variables, se realizó la causalidad de Granger del VAR. Los resultados obtenidos revelaron la vulnerabilidad de la economía de Bostwana a los impactos de choques externos. De esta forma se concluyó que es necesario que el gobierno adopte reformas estructurales que fomenten el desarrollo del sector no minero para diversificar la exportación.

Bajo la misma línea de análisis en cuanto a vínculos dinámicos de corto y largo plazo, se realizó un estudio que determina la relación entre el tipo de cambio, el retorno de las acciones locales, el S&P 500 y los diferenciales de interés aplicando modelos VAR y VECM. Este análisis, realizado por [Sui and Sun \(2016\)](#), se centra en los efectos indirectos entre los tipos de cambio, los mercados bursátiles de Estados Unidos y los mercados bursátiles de Brasil, Rusia, India, China y Sudáfrica (BRICS). Los resultados señalan que las empresas y las industrias deben otorgar importancia a la influencia de los riesgos cambiarios sobre los costos, debido a que las fluctuaciones de los tipos de cambio impactan significativamente las rentabilidades de las acciones. Por lo tanto un tipo de cambio administrado adecuadamente puede estabilizar el mercado de valores, especialmente durante una crisis financiera.

Otro análisis de relevancia para este estudio es el realizado por [Bartram and Bodnar \(2012\)](#) en el que se analiza en qué medida influye la exposición al tipo de cambio de las acciones de firmas no financieras de 37 países, las cuales se dividen en mercados emergentes y desarrollados. Se utilizan modelos de series de tiempo y se comparan las primas de riesgo obtenidas.

Un estudio realizado por [Baruník and Dvořáková \(2015\)](#) en el que se compara el índice checo PX con otros índices del mercado mundial como lo son el DAX (Alemania), FTSE 100 (Reino Unido), S&P 500 (Estados Unidos) y NIKKEI 225 (Japón) durante el período 2003-2012 provee apoyo empírico sobre la relación de cointegración fraccional entre los

precios altos y bajos diarios de las acciones. Acá se emplea el modelo autorregresivo de vector fraccionadamente cointegrado (VAR) para explicar tanto la dinámica de cointegración entre precios de acciones altos y bajos diarios, como también la memoria larga de sus combinación lineal, es decir su rango. Los resultados obtenidos en este estudio proporcionan pruebas convincentes de que los precios de las acciones altos y bajos diarios son predecibles y pueden ser modelados.

En un estudio realizado por [Bahmani-Oskooee and Saha \(2015\)](#), donde utilizan los últimos avances de [Shin et al. \(2014\)](#) junto con datos de Estados Unidos, desarrollan un modelo no lineal autoregresivo con retardos distribuidos (NARDL) para demostrar que las variaciones cambiarias tienen efectos asimétricos en el índice S&P 500 del mismo país, evaluando su incidencia a corto y a largo plazo. Tras los resultados obtenidos recomiendan extender su análisis a otros países. Siguiendo esa recomendación y enfoque es que [Bahmani-Oskooee and Baek \(2016\)](#) trataron de determinar si las variaciones en los tipos de cambio tienen efectos simétricos o asimétricos en los precios de las acciones en Brasil, Canadá, Chile, Indonesia, Japón, Corea, Malasia, México y Reino Unido. Para estos nueve países se dispuso de datos mensuales sobre todas las variables de análisis; tipo de cambio, índice de producción industrial, tasa de inflación y oferta monetaria. Aplicando el enfoque ARDL lineal de [Pesaran et al. \(2001\)](#), en el que se asume que todas las variables tienen efectos simétricos, se encontraron que casi todas las variables tienen efectos a corto plazo. Los efectos a largo plazo sólo se encuentran en casos limitados. Sin embargo, cuando se utiliza el modelo ARDL no lineal de [Shin et al. \(2014\)](#), se puede observar que las variaciones en el tipo de cambio tienen efectos asimétricos en los precios de las acciones en el corto y en el largo plazo.

Caso contrario es el análisis hecho por [Hsu et al. \(2009\)](#), donde examinaron 5 monedas principales frente al yen y los índices de precios de las acciones de 33 industrias de Japón abiertas a la exposición cambiaria, no encontraron mucha evidencia para los efectos de la asimetría. Utilizando la prueba de correlación asimétrica de [Hong et al. \(2007\)](#) y el coeficiente de correlación entre movimientos positivos versus movimientos negativos,

encontraron que sólo 3 industrias presentan correlaciones asimétricas. Los resultados de los modelos de umbral confirman que las exposiciones asimétricas se basan en las características de la industria.

Otro estudio actual que aporta con información respecto a las relaciones simétricas o asimétricas entre los índices bursátiles y el tipo de cambio, entre otras variables analizadas, es el realizado por [Jain and Biswal \(2016\)](#), cuyo objetivo fue explorar la relación entre los precios globales de oro, petróleo crudo, tipo de cambio USD-INR y el mercado de valores en la India. Aquí se hace uso de modelos DCC-GARCH (estándar, exponencial y de umbral) para analizar las relaciones contemporáneas entre las variables. En cuanto a las relaciones de retraso, se han examinado usando pruebas simétricas y asimétricas de causalidad no lineal. Como conclusión principal en este estudio se destaca la necesidad de una política dinámica en la India para contener las fluctuaciones cambiarias y la volatilidad del mercado bursátil utilizando el precio del oro y el precio del petróleo como instrumentos.

Por otro lado, [Kalli and Griffin \(2014\)](#) proponen un nuevo método bayesiano para inferir en modelos de regresión dinámica, donde se permite que los valores de los coeficientes de regresión y la importancia de las variables cambien con el tiempo. Se desarrolla un avance que permite que la contracción de los coeficientes de regresión cambie adecuadamente a lo largo del tiempo y se describa un método eficiente de Monte Carlo de cadena de Markov para la posterior inferencia. En este estudio se aplica principalmente el nuevo método para la predicción de la prima de equidad y pronóstico de la inflación. Los resultados obtenidos muestran que este método supera a los actuales métodos bayesianos competidores.

Con características similares al estudio anterior y considerando además los tópicos de los análisis mencionados anteriormente, [Akgül et al. \(2015\)](#) hacen una contribución a la literatura aplicando el modelo *Markov-Switching Bayesian VAR* por primera vez para investigar la vinculación no lineal entre los precios del oro y el índice del mercado de valores. En contraste con el enfoque clásico para estimar un conjunto de parámetros, la estadística bayesiana presupone un conjunto de probabilidades previas sobre los parámetros

subyacentes a estimar. Se utilizaron los precios del oro e índice de precios S&P 500 como precios endógenos y el precio del petróleo crudo como una variable exógena en el análisis.

Finalmente, existen autores como [Patel et al. \(2015\)](#) y [Zahedi and Rounaghi \(2015\)](#) que utilizan otro tipo de métodos predictivos, como lo son los modelos de redes neuronales artificiales acompañadas de técnicas de aprendizaje automático (machine learning). Debido a las características de este estudio, no se abordará en mayor detalle las metodologías descritas anteriormente, por lo que se deja invitados a los lectores a investigar más sobre aquello.

Este estudio se basará principalmente en la metodología y antecedentes recopilados por [Lin \(2012\)](#) y [Akgül et al. \(2015\)](#), de los cuales se sacarán los principales conceptos para realizar una comparativa de los diferentes enfoques desarrollados. Los métodos, modelos y procedimientos a utilizar se definen en el apartado de Metodología.

6 | MARCO TEÓRICO

6.1. Mercado Cambiario

El mercado cambiario, mercado de divisas o también conocido como mercado FOREX (por sus siglas en inglés *Foreign Exchange*) es aquel en el cual las monedas nacionales se compran y venden entre sí según Miliades (1992). De este modo existe una transacción económica internacional y surge la necesidad de la conversión del valor de una moneda a otra.

El Banco Central, a través de un estudio realizado por Villena y Salinas en el año 2014, define al mercado cambiario como uno de los mercados financieros más activos del mundo ya que a través de éste se canalizan los flujos de capitales, los pagos de las operaciones de comercio exterior y la administración del riesgo financiero por parte de las empresas.

Para conocer la magnitud de movimiento de este mercado se presentan cifras obtenidas por las encuestas trianuales efectuadas por el *Bank of International Settlements* (BIS), cuya última encuesta se realizó el año 2016, en la que participaron 53 países considerando la información de alrededor de 1.300 bancos y otros intermediarios del mercado cambiario. Según esta información, la actividad cambiaria alcanzó los USD\$5.067 miles de millones diarios en abril del año 2016. Esta cifra es inferior a los 5.4 billones de dólares en abril de 2013. El comercio spot de divisas cayó por primera vez desde 2001, a pesar de que la actividad en derivados de divisas continuó aumentando. Los antecedentes mencionados se pueden apreciar en la figura 6.1.

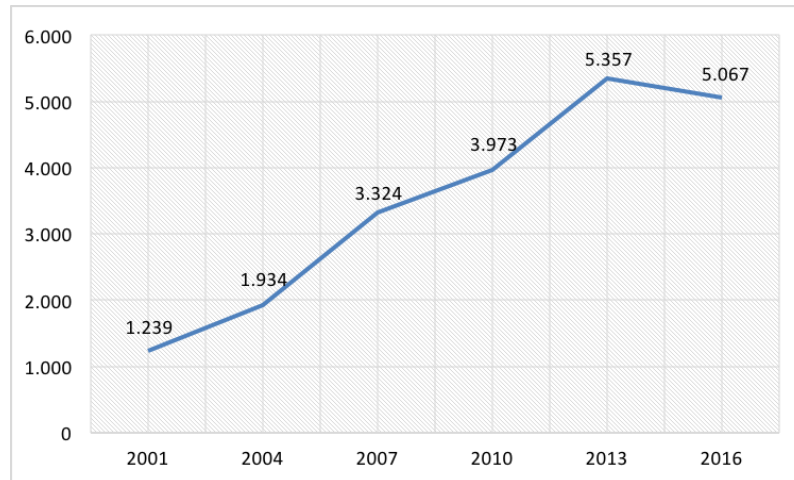


Figura 6.1: Actividad cambiaria 1998-2016.

(Fuente: Elaboración propia con antecedentes de la encuesta trianual del BIS, 2016)

Es necesario mencionar que el mercado de divisas es único a nivel mundial, pero si a plazos se refiere es posible segmentarlo en 5 grandes instrumentos financieros:

- Spot transactions (pago al contado)
- Outrights forwards (pago a plazo)
- Foreign exchanges swaps
- Currency swaps
- Opciones y otros productos

Instrument	1998	2001	2004	2007	2010	2013	2016
Foreign exchange instruments	1.527	1.239	1.934	3.324	3.973	5.357	5.067
Spot transactions	568	386	631	1.005	1.489	2.047	1652
Outright forwards	128	130	209	362	475	679	700
Foreign exchange swaps	734	656	954	1.714	1.759	2.240	2.378
Currency swaps	10	7	21	31	43	54	82
Options and other products	87	60	119	212	207	337	254

Tabla 6.1: Actividad cambiaria según instrumento financiero.

(Fuente: Elaboración propia con antecedentes de la encuesta trianual del BIS, 2016)

El crecimiento se da transversalmente para todos los instrumentos a partir desde el año 2001, sin embargo se destaca la participación de los *fx swap* (*foreign exchange swap*) y del

spot, los que representan el 47 % y el 33 % respectivamente del total de movimientos en abril del 2016 (ver tabla 6.1).

6.2. Mercado de Valores

El mercado de valores corresponde a un segmento del mercado de capitales dentro del cual se realizan transacciones u operaciones con títulos o documentos que puedan ser objeto de negociación; esta actividad se realiza habitualmente en las bolsas de valores, con la concebida presencia de la oferta y demanda de títulos de valores (Lovengreen, 2012). Según lo anterior se puede considerar al Mercado de Valores como la instancia en la que los inversionistas buscan instrumentos en donde invertir y las empresas o emisores esperan financiar sus proyectos. Ambas entidades negocian activos financieros como lo son acciones, bonos, fondos mutuos, etc. Los agentes intermediarios pueden ser agentes, corredores y bolsas de valores.

En la figura 6.2 se puede apreciar la estructura a nivel nacional que posee el Mercado de Valores en Chile.

Actualmente, el mercado accionario chileno se encuentra regulado por la Ley N° 18.045, “*Ley de Mercado de Valores*”, la cual define valores como cualquier título transferible; incluyendo acciones, opciones a la compra y venta de acciones, bonos, debentures, cuotas de fondos mutuos, planes de ahorro, efectos de comercio y, en general, todo título de crédito e inversión.

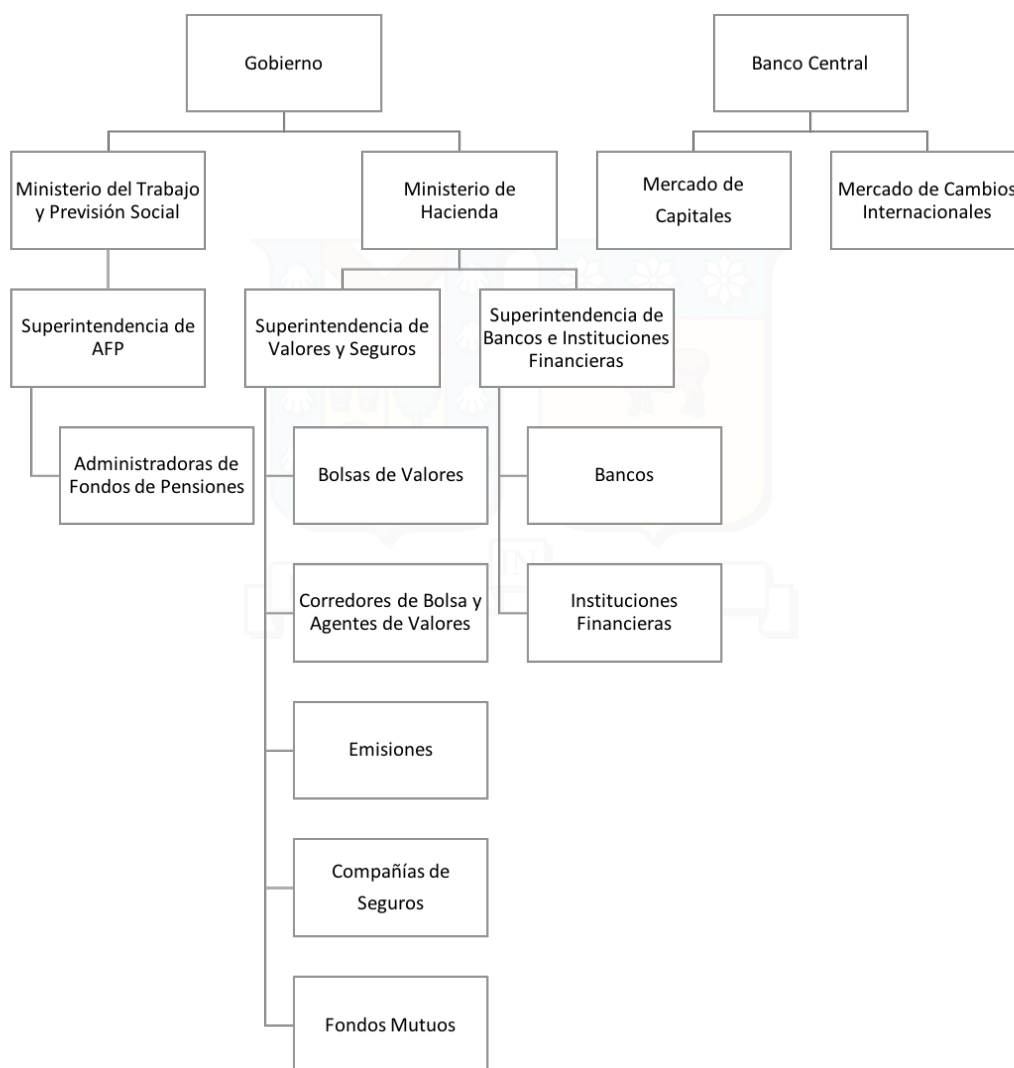


Figura 6.2: Estructura del Mercado de Valores en Chile.

(Fuente: Elaboración propia)

6.3. Relación entre el tipo de cambio y precio de acciones

Al hablar de la relación entre el tipo de cambio y el precio de las acciones nos encontramos con que existen dos puntos de vista que abarcan este hecho. En primer lugar tenemos lo que [Dornbusch and Fischer \(1980\)](#) denominan como orientación por flujo o “*flow-oriented*” para modelos de tipo de cambio. Ellos señalan que los movimientos en los tipos de cambio generan un impacto en la competitividad internacional, en la posición de la balanza comercial y por último en el mercado de valores. Por otro lado, [Branson \(1981\)](#) postula la orientación por acciones o “*stock oriented*”, en el cual señala que los cambios en

el precio de las acciones tendrán un impacto sobre las variaciones de los tipos de cambio.

La orientación por flujo indica que en el caso de una apreciación del tipo de cambio se espera que los exportadores pierdan competitividad en el mercado internacional, decreciendo sus ventas y beneficios, lo que conllevará a un aumento en el precio de las acciones. En caso contrario, una devaluación tendrá efectos positivos para las empresas exportadoras, aumentando sus ingresos y una reducción promedio de los precios de las acciones.

Por el contrario, la orientación por acciones indica que se generaría una correlación negativa entre ambas variables, donde una disminución en el precio de las acciones, conduce a una menor demanda de dinero local y tipos de interés más bajos. Estos cambios en la demanda y oferta de divisas provocan la salida de capitales extranjeros y la posterior devaluación del tipo de cambio.

6.4. Conceptos y herramientas econométricas

Para abordar el análisis general que se pretende realizar en este estudio es necesario recurrir a diferentes herramientas y modelos econométricos que ayudarán a visualizar las distintas características de las series en estudio y la relación existente entre ellas. En base a esto es que a continuación se definen los conceptos que se utilizarán durante el desarrollo del estudio, así como también sus utilidades y propósitos de su uso.

6.4.1. Series de Tiempo

Por lo general para la mayoría de los estudios financieros, si es que no es para su totalidad, se analizan las series de tiempo de las rentabilidades de los instrumentos en vez de sus precios, debido a su mejor manejo en cuanto análisis econométricos y además por la utilidad y comparabilidad que proporciona en términos financieros. Dado a que se pretende estudiar el comportamiento en paralelo de dos instrumentos financieros, es necesario definir

lo que se entiende por series de tiempo.

Según [Fernández \(1998\)](#), una serie de tiempo es un conjunto de datos, valores u observaciones realizados a lo largo del tiempo. En otras palabras, consiste en una sucesión estadística de los valores de una variable en el tiempo, donde se tiene que la variable endógena (Y) es explicada por el tiempo (t), de este modo se tiene una serie de la forma $Y_t; t = 1, 2, \dots$ si se habla de variables discretas o $Y(t); t = 1, 2, \dots$ si son continuas. Sin embargo, para los fines que requiere este estudio, es necesario también definir el concepto de proceso estocástico o aleatorio, el cual según ([Gujarati and Porter, 2004](#)) es una colección de variables aleatorias ordenadas en el tiempo.

La teoría clásica considera que una serie de tiempo posee 4 características que la definen y componen:

- Tendencia: Movimiento a largo plazo de la serie.
- Estacionalidad: Comportamientos intranuales de la serie.
- Ciclicidad: Comportamientos interanuales de la serie.
- Aleatoriedad del error.

Se define un proceso estocástico estacionario si se cumple que su media y su varianza son constantes en el tiempo, además de que el valor de la covarianza entre períodos distintos dependa solamente del rezago k . Lo anterior se expresa matemáticamente de la siguiente forma:

- Media constante:

$$E(Y_t) = \mu$$

- Varianza constante:

$$\text{var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$$

- Covarianza en función del rezago k :

$$\gamma_k = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)]$$

Por el contrario, se puede definir un ejemplo de proceso estocástico no estacionario como es el caso de la caminata aleatoria o "*random walk*". Existen dos tipos; sin variaciones y con variaciones. En el primero se supone que el error es aleatorio o también llamado "*ruido blanco*", en cambio, en el segundo se incorpora un parámetro de variación δ . Se dice que el precio de las acciones tanto como los tipos de cambios siguen un modelo de caminata aleatoria ya que no se puede predecir con exactitud su valor en el tiempo, lo mismo sucede con la mayoría de los precios de las series financieras.

- Caminata Aleatoria sin variaciones

$$Y_t = Y_{t-1} + \mu_t$$

- Caminata Aleatoria con variaciones

$$Y_t = \delta + Y_{t-1} + \mu_t$$

Para ambos modelos se puede incorporar un análisis de primeras diferencias donde se obtiene que, a pesar de que ambos modelos no son estacionarios, su primera diferencia sí lo es.

- Primera diferencia de caminata aleatoria sin variaciones

$$(Y_t - Y_{t-1}) = \Delta Y_t = \mu_t$$

- Primera diferencia de caminata aleatoria con variaciones

$$(Y_t - Y_{t-1}) = \Delta Y_t = \delta + \mu_t$$

Cuando procesos estocásticos no son estacionarios pero alguna de sus diferencias lo es, se les dice procesos integrados de orden igual al número de diferencias que hagan a las series estacionarias. Es decir, para este caso la caminata aleatoria con y sin variaciones representan procesos estocásticos integrados de orden 1 debido a que sus primeras diferencias son estacionarias. Se denota como $I(1)$.

6.4.2. Test de Raíz Unitaria

Una forma de determinar si una serie de tiempo es estacionaria es aplicando la prueba de raíz unitaria, la que consiste en determinar si la primera diferencia de una serie es o no ruido blanco. Para ello se toma como punto de partida una serie de la forma:

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t$$

Donde $-1 \leq \rho \leq 1$ y si $\rho = 1$ se obtiene un modelo de caminata aleatoria sin variaciones, el cual no es estacionario.

Si se calcula la primera diferencia de la serie mencionada anteriormente, tenemos:

$$\begin{aligned} Y_t - Y_{t-1} &= \rho Y_{t-1} - Y_{t-1} + \mu_t \\ &= (\rho - 1)Y_{t-1} + \mu_t \\ \implies \Delta Y_t &= \delta Y_{t-1} + \mu_t \end{aligned}$$

Con esta última expresión podemos establecer que si $\delta = 0$ existe raíz unitaria y por lo tanto la serie no es estacionaria. Al contrario, si $\delta < 0$ se dice que la serie es estacionaria.

Para probar si δ es cero o no se utiliza la prueba de Dickey-Fuller, la cual se basa en que el coeficiente δ se ajusta a una distribución τ , conocida simplemente como la tabla Dickey-Fuller. Por otro lado, si δ no es cero, se puede utilizar la prueba t de Student.

6.4.3. Cointegración

La cointegración es una técnica de análisis de series temporales que refleja la presencia de un equilibrio a largo plazo entre distintas series. Se dice que dos o más series de tiempo están cointegradas si se mueven en conjunto a lo largo del tiempo y sus diferencias son estacionarias, independientemente de que cada serie contenga tendencia estocástica y por lo tanto no sea estacionaria.

Desde el punto de vista econométrico dos o más series tiempo que son no estacionarias de orden (I) están cointegradas si existe una combinación lineal de esas series que sea estacionaria. El vector de coeficientes que crean esta serie estacionaria se denomina vector cointegrante.

Consideremos dos series de tiempo (X_t, Y_t), las que se someten de manera individual a un análisis de raíz unitaria, determinando que ambas son $I(1)$ y por tanto no estacionarias. La regresión de X_t sobre Y_t queda expresada por:

$$X_t = \beta_1 + (\beta_2 * Y_t) + \mu_t$$

A continuación, si expresamos la ecuación anterior de otra manera tenemos:

$$\mu_t = X_t - \beta_1 - (\beta_2 * Y_t)$$

Al realizar un nuevo análisis de raíz unitaria, cabe la posibilidad de descubrir que la combinación lineal es $I(0)$, resultando en una serie estacionaria. Por ende se podría decir que una regresión de Y_t sobre X_t sería cointegrado. En otras palabras, la combinación lineal elimina el efecto de las tendencias estocásticas en las dos series.

Se define como **Regresión Cointegrante** aquella combinación lineal de series no estacionarias que generan una serie de errores estacionarios. Para este caso, a β_2 se le denomina **parámetro cointegrante**.

Para determinar la cointegración se debe determinar la estacionariedad de la serie de errores. Este análisis se puede realizar mediante las siguientes pruebas:

- Prueba de Engle-Granger
- Prueba de Engle-Granger Aumentada
- Prueba Durbin-Watson Regresión Cointegración

6.4.4. Causalidad de Grenger

No necesariamente el hecho de que dos variables estén relacionadas entre sí implica que existe causalidad entre ellas ya que su relación puede ser generada solo por mera coincidencia. De este modo es que nace el test de causalidad de Grenger, para establecer si existe alguna variable cuyos cambios puedan anteceder al comportamiento de la otra. Este test se enfoca a la aplicación variables que sean series de tiempo estacionarias (X_t y Y_t) para evitar el riesgo de obtener relaciones espurias.

Sean dos series de tiempo X_t y Y_t . Los modelos que se deben generar para determinar si existe o no causalidad son los siguientes:

$$X_t = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^n \beta_j X_{t-j} + \mu_{1t}$$

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \varphi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^n \delta_j X_{t-j} + \mu_{2t}$$

A partir de estos modelos se pueden obtener 4 posibles escenarios:

1. Si $\sum_{i=1}^n \alpha_i \neq 0$ y $\sum_{j=1}^n \delta_j = 0$, implica que existe **causalidad unidireccional** de Y hacia X ($Y \Rightarrow X$).
2. Si $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$ y $\sum_{j=1}^n \delta_j \neq 0$, implica que existe **causalidad unidireccional** de X hacia Y ($X \Rightarrow Y$).

3. Si $\sum_{i=1}^n \alpha_i \neq 0$ y $\sum_{j=1}^n \delta_j \neq 0$, implica que existe **causalidad bidireccional** o retroalimentación, es decir que existe causalidad en ambos sentidos.
4. Si $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 0$ y $\sum_{j=1}^n \delta_j = 0$, implica que **NO existe causalidad** en ningún sentido.

6.4.5. Proceso Autorregresivo (AR)

Se define como proceso autorregresivo a aquella serie de tiempo que posee como variable exógena a uno o más retardos de la misma, de esta manera sea la serie Y_t modelada como:

$$(Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \mu_t$$

Donde δ es la media de Y y μ_t es un error ruido blanco, entonces se dice que Y_t es un proceso estocástico autorregresivo de primer orden o AR(1). Por lo tanto se define de manera general a un proceso autorregresivo de orden p o AR(p) a un modelo de la forma:

$$(Y_t - \delta) = \alpha_1(Y_{t-1} - \delta) + \alpha_2(Y_{t-2} - \delta) + \cdots + \alpha_p(Y_{t-p} - \delta) + \mu_t$$

6.4.6. Vector Autorregresivo (VAR)

Supongamos k variables aleatorias y_{it} , $i = 1, 2, 3, \dots, k$, las que son componentes del vector $y_t = [y_{1t} \ y_{2t} \ y_{3t} \ \cdots \ y_{kt}]'$. Un modelo AR multivariante, Vector Autorregresivo (VAR), de orden p , queda definido de la forma:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \alpha_j y_{t-j} + \varepsilon_t$$

Donde α_0 es un vector de $(k \times 1)$ componentes, α_j es una matriz $(k \times k)$ de coeficientes autorregresivos ($j = 1, 2, \dots, p$) y finalmente ε_t es un vector cuyos componentes son ruidos blancos.

6.4.7. Cadenas de Markov

Se define como Cadena de Markov a aquel proceso estocástico en tiempo discreto $(\{x_n\}_{n=1,2,\dots})$ que cumple:

i) Propiedad Markoviana:

El futuro $(t = n + 1)$ es independiente del pasado dado el presente $(t = n)$.

$$\mathbb{P}(x_{n+1} = j / x_0 = i_0, x_1 = i_1, \dots, x_{n-1} = i_{n-1}, x_n = i) = \mathbb{P}(x_{n+1} = j / x_n = i)$$

Donde $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i$ y j representan los posibles estados de ocurrencia.

ii) Propiedad Estacionaria:

La probabilidad $p_{ij} = \mathbb{P}(x_{n+1} = j / x_n = i)$ no depende de la etapa n .

$$P = (p_{ij})_{\substack{i=1,\dots,M \\ j=1,\dots,M}} = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1M} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{M1} & p_{M2} & \dots & p_{MM} \end{bmatrix}$$

Donde a P se le conoce como matriz de probabilidades de transición y se compone por los valores p_{ij} , que representan la probabilidad de pasar del estado i al estado j en el período $n + 1$.

En definitiva, una cadena de markov puede representarse mediante una matriz de probabilidades o un diagrama de estados, como puede verse a continuación:

$$P = \begin{bmatrix} 1-p & p \\ q & 1-q \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{array}{c} \text{Diagrama de estados:} \\ \text{Estado 1} \xrightarrow{1-p} \text{Estado 1} \\ \text{Estado 1} \xrightarrow{p} \text{Estado 2} \\ \text{Estado 2} \xrightarrow{q} \text{Estado 1} \\ \text{Estado 2} \xrightarrow{1-q} \text{Estado 2} \end{array}$$

Donde la probabilidad de pasar desde el estado ① al estado ② en el siguiente período es

p y la de quedarse en el mismo estado ① es de $(1 - p)$. Ambas probabilidades de transición deben sumar 1 dado que son las únicas opciones que pueden suceder entre períodos.

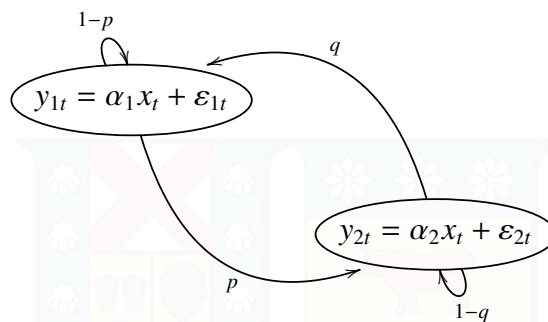
6.4.8. Markov-Switching Bayesian VAR models

"Los modelos de cambio de régimen de Markov han sido utilizados por los investigadores para modelar muchas series macroeconómicas temporales que muestran asimetrías y comportamientos no lineales (Hansen, 1992, Gray, 1996, Cologni y Manera, 2008) . Así, el uso del enfoque de conmutación de Markov se ha vuelto popular para determinar las asimetrías. Goldfeld y Quandt (1973) introdujeron una cadena de Markov oculta en un modelo de regresión para tratar datos de series temporales que dependen de variables exógenas. Hamilton (1989) extendió el modelo por modelos de conmutación de Markov autorregresivos, después Krolzig (1997) hizo una importante contribución desarrollando el modelo MS-VAR que es capaz de caracterizar las fluctuaciones macroeconómicas en presencia de roturas o cambios estructurales. Estos enfoques permiten a los investigadores superar la deficiencia de los modelos lineales para hacer frente a la asimetría entre expansiones y contracciones."(Akgül et al., 2015).

Los modelos MS-VAR combinan los clásicos modelos bayesianos con el concepto de cadenas de Markov, en donde los posibles estados representan diferentes modelos económicos que se adaptan mejor a ciertos períodos de tiempo dentro de las series, atendiendo a las fluctuaciones y eventualidades que detonan quiebres o cambios en el comportamiento de las variables en estudio.

De esta manera, un modelo MS-VAR quedaría representado de mejor manera mediante

el siguiente diagrama de estados o modelos:



Así, la probabilidad de que una serie pase de representarse por el modelo y_{2t} al modelo y_{1t} de un período a otro es de q y de que el mismo modelo siga representando a la serie en cuestión es de $(1 - q)$.

7 | METODOLOGÍA

7.1. Datos

Los datos utilizados en este estudio corresponden a la serie de los precios y volúmenes de transacción de los principales indicadores bursátiles de las 6 economías emergentes de América Latina: Chile (IPSA), Argentina (MERVAL), Perú (INCA), Brasil (BOVESPA), Colombia (IGBC y COLCAP) y México (IPyC), junto a la serie histórica del tipo de cambio en moneda nacional con respecto al dólar estadounidense para cada uno.

Para la totalidad de los países mencionados se utilizaron datos mensuales en diferentes periodos de tiempo según la disponibilidad de estos. En el caso de Chile, Brasil y México se obtuvieron datos correspondientes al período 2000:01 hasta 2016:11 (203 datos); para Perú se obtuvieron datos entre el período 2007:06 hasta 2015:04 (95 datos); para Colombia se analizaron por separado los índices IGBC y COLCAP según el período en el cual cada uno fue el más representante para la economía del país, así se analizaron los valores del IGBC entre 2000:01 hasta 2013:12 (168 datos) y para el COLCAP entre 2007:08 y 2016:11 (112 datos); finalmente para el caso de Argentina se utilizaron datos desde 2002:01 hasta 2016:11 (179 datos) debido al régimen cambiario del país.

Los antecedentes anteriormente mencionados, específicamente los valores de los índices bursátiles y su respectivo volumen de transacción, se obtuvieron a través de la base de datos de *Económica*¹ proporcionada por el Departamento de Industrias de la Universidad

¹Sistema de análisis de inversiones en acciones con información relevante de países de América. Página web: <https://economica.com>

Técnica Federico Santa María con ayuda del profesor Werner Kristjanpoller. Para el caso de las paridades de monedas nacionales con relación al dólar estadounidense, éstas fueron obtenidas de la página web del *Banco Central de Chile*².

7.2. Test de Raíz Unitaria: ADF

Para comenzar con el análisis propuesto anteriormente es necesario verificar que las series de tiempo en estudio tengan la característica de ser no estacionarias pero $I(1)$. En este caso se demuestra en primer lugar que las series estudiadas (logaritmo natural de las series financieras) tienen el carácter de no estacionarias y que su primera diferencia sí lo es, por lo que se realiza la prueba de Dickey-Fuller, que consiste en realizar una regresión para cada serie con respecto a un rezago de tiempo $t = 1$. En este caso, como se habla de series financieras, la prueba mencionada se realiza sobre la diferencia de los logaritmos naturales de la misma. Así, si queremos realizar el análisis para la serie Y_t tendríamos que:

1. $LY_t = \ln(Y_t)$
2. $\Delta LY_t = \ln(Y_t) - \ln(Y_{t-1})$
3. Regresión 1: $\Delta LY_t = \rho * \Delta LY_{t-1} + \mu_t$
4. Regresión 2: $\Delta LY_t - \Delta LY_{t-1} = (\rho - 1) * \Delta LY_{t-1} + \mu_t$ y $\delta = \rho - 1$
5. Dickey-Fuller:

$H_0: \delta = 0$; Serie no estacionaria
 $H_A: \delta < 0$; Serie estacionaria

Sin embargo, debido a que la prueba anterior supone que no existe correlación en los términos de error, se aplicará la prueba de Dickey-Fuller Aumentada o ADF por sus siglas en inglés (*Augmented Dickey Fuller*), la cual considera el supuesto de correlación del error y consiste en estimar el modelo:

$$\Delta LY_t = \beta_1 + \beta_2 * t + \delta * LY_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i * \Delta LY_{t-i} + \varepsilon_t$$

²Página web Banco Central de Chile: www.bcentral.cl

De donde se analiza la misma d cima anterior:

$$H_0: \delta = 0; \text{ Serie no estacionaria}$$

$$H_A: \delta < 0; \text{ Serie estacionaria}$$

As , una vez que se determine que el logaritmo natural de las series financieras es $I(1)$ se podr  continuar con el an lisis de cointegraci n.

7.3. Causalidad de Granger

Una vez confirmado que las series en estudio son integradas de orden 1 ser  necesario estudiar si efectivamente existe una relaci n de causalidad entre las variables LY_{it} y LX_{it} . Para el objetivo de este trabajo solo ser  relevante si existe causalidad en una sola direcci n ($LX_{it} \rightarrow LY_{it}$) o si existe en ambas direcciones, tambi n llamada causalidad bilateral ($LX_{it} \leftrightarrow LY_{it}$). Para ello haremos uso de las herramientas definidas anteriormente en la secci n 6.4.4.

7.4. Cointegraci n: Engle-Granger Aumentada

Continuando con el desarrollo de este estudio, una vez obtenido el modelo de cointegraci n para las series, se analiza la relaci n de cointegraci n existente entre las mismas. De esta manera, lo que se busca es ajustar un modelo de la forma:

$$LY_{it} = \beta_{i1} + \beta_{i2} * LX_{it} + \beta_{i3} * LZ_{it} + \varepsilon_{it} \quad (7.1)$$

Donde LY_{it} representa la serie del logaritmo natural del tipo de cambio de la moneda del pa s i con relaci n a US\$1 (1 d lar estadounidense), LX_{it} representa la serie del logaritmo natural del indicador burs til del pa s i , LZ_{it} representa la serie del logaritmo natural del volumen de transacci n del indicador correspondiente al pa s i y los t rminos β_{i2} y β_{i3} se definen como los par metros cointegrantes correspondientes al pa s i .

Lo que se busca es encontrar una combinaci n lineal entre las series no estacionarias $I(1)$ que forme una nueva serie estacionaria $I(0)$, por lo que esta nueva serie corresponder a

a la ecuación (7.1) escrita de la siguiente forma:

$$\varepsilon_{it} = LY_{it} - \beta_{i1} - \beta_{i2} * LX_{it} - \beta_{i3} * LZ_{it} \quad (7.2)$$

Para realizar este análisis y demostrar que efectivamente la nueva serie ε_{it} definida por la ecuación (7.2) es $I(0)$ se realiza la prueba de Engle-Granger Aumentada.

7.5. Markov Switching VAR

Finalmente, para concluir el análisis, se estimará un modelo MS-VAR para cada país en el que se relacionen las series en estudio. Para cada modelo se estimarán los escenarios de interés y en los que se puedan situar las variables en el tiempo.

Una vez obtenidos los modelos y las matrices de transición correspondientes, se realizará una comparativa en cuanto a la información entregada por los distintos enfoques utilizados para representar el comovimiento de los indicadores bursátiles y el tipo de cambio en cada país, además de la relevancia que nos otorga cada uno de ellos.

8 | RESULTADOS

En la sección anterior se realizó una especie de listado que servirá como guía para realizar los procedimientos matemáticos necesarios para los análisis respectivos a cada país en estudio. En esta sección se expondrán los resultados obtenidos de todos los pasos anteriormente descritos por país, de modo de mantener una continuidad de análisis en cada uno de los diferentes casos estudiados. Los resultados fueron obtenidos con ayuda del software *EViews*³ para análisis econométricos.

Las series en estudio de ahora en adelante se representarán de la siguiente forma:

- **INDICE:** Serie que representa los valores del índice económico mencionado. Ej: IPSA.
- **INDICE_VOL:** Serie que representa el volumen de transacción del índice mencionado. Ej: IPSA_VOL.
- **MONEDA_PAIS:** Serie que representa los valores del tipo de cambio nominal de la moneda nacional con respecto a 1 dólar estadounidense. Ej: PESO_CHL
- **LN_INDICE:** Serie logarítmica del índice mencionado. Ej: LN_IBOV.
- **LN_INDICE_VOL:** Serie logarítmica del volumen de transacción del índice mencionado. Ej: LN_IBOV_VOL.
- **LN_MONEDA_PAIS:** Serie logarítmica del tipo de cambio nominal del país en cuestión. Ej: LN_REAL.

³ EViews 9: Paquete estadístico para *Microsoft Windows* para análisis econométrico. Página web: www.eviews.com

- **D(LN_INDICE)**: Primera diferencia de la serie logarítmica del índice mencionado. Ej: D(LN_INCA).
- **D(LN_INDICE_VOL)**: Primera diferencia de la serie logarítmica del volumen de transacción del índice mencionado. Ej: D(LN_INCA_VOL).
- **D(LN_MONEDA_PAIS)**: Primera diferencia de la serie logarítmica del tipo de cambio nominal del país en cuestión. Ej: D(LN_SOL).

En el anexo [A](#) se pueden apreciar las gráficas de las series originales correspondientes a los índices bursátiles, volúmenes de transacción y tipos de cambio nominal de cada país. Seguido a esto, en el anexo [B](#) se pueden ver las gráficas de los logaritmos naturales de las series originales, las que en definitiva se analizarán en este estudio con el objeto de suavizar las fluctuaciones de las series financieras. Por último, en el anexo [C](#) se presentan los correlogramas de las series logarítmicas, los que evidencian la no estacionariedad de cada una de éstas.

8.1. Chile: IPSA - Peso chileno

8.1.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura [8.1](#) se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Del mismo modo, en las tablas [8.1](#), [8.2](#) y [8.3](#) se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series D(LN_IPSA), D(LN_IPSA_VOL) y D(LN_PESO_CHL) respectivamente.

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz unitaria y se confirma que las diferencia de todas las series logarítmicas referentes a Chile son estacionarias con un 99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1 \%$).

Null Hypothesis: D(LN_IPSA) has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13,20293	0,0000
Test critical values: 1 % level	-4,004365	
5 % level	-3,432339	
10 % level	-3,139924	

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

Tabla 8.1: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPSA)

Null Hypothesis: D(LN_IPSA_VOL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,75202	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,463405	
5 % level	-2,875972	
10 % level	-2,574541	

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

Tabla 8.2: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPSA_VOL)

Null Hypothesis: D(LN_PESO_CHL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,74814	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,462901	
5 % level	-2,875752	
10 % level	-2,574423	

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

Tabla 8.3: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_CHL)

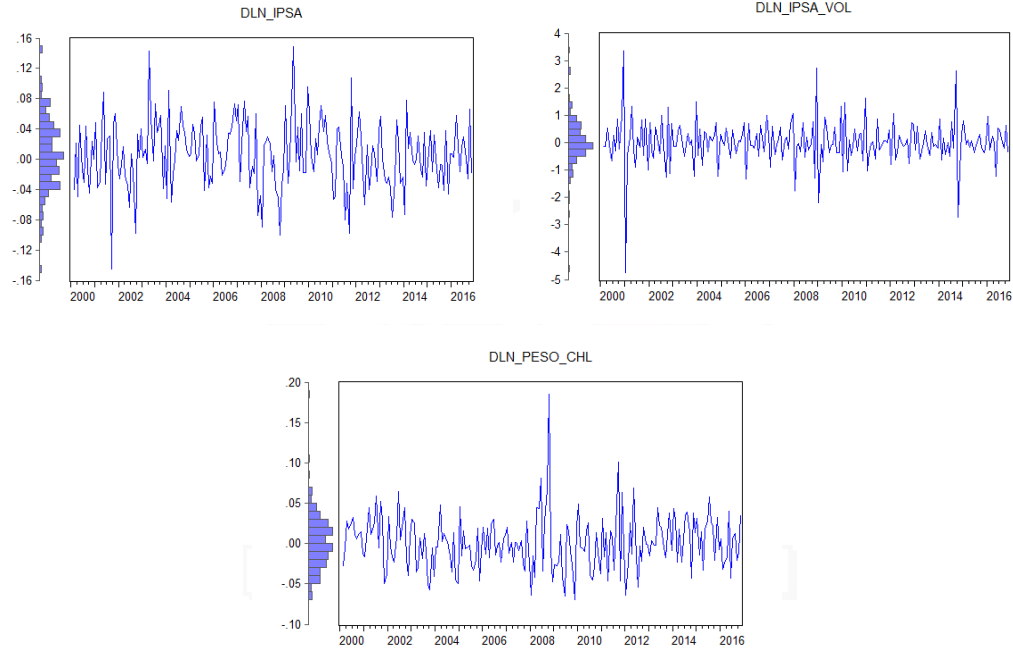


Figura 8.1: Primera diferencia de las series logarítmicas para Chile.

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_IPSA , LN_IPSA_VOL y LN_PESO_CHL son no estacionarias pero $I(1)$.

8.1.2. Causalidad

Los resultados del test de causalidad de Granger se pueden apreciar en la tabla 8.4, los cuales indican que no existe causalidad entre las variables en ningún sentido, debido a que el p-valor en ningún caso se encuentra bajo el 5 % habitualmente utilizado para poder afirmar alguna hipótesis econométrica.

8.1.3. Cointegración

Debido a los intereses del estudio, se analiza la relación a largo plazo existente entre la serie logarítmica del peso chileno con relación a las series asociadas al IPSA, según el siguiente modelo con tendencia, seguido del análisis gráfico y estadístico correspondiente:

$$LN_PESO_CHL = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 LN_IPSA + \alpha_3 LN_IPSA_VOL + \varepsilon \quad (8.1)$$

Pairwise Granger Causality Tests
Sample: 2000M01 2016M11
Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_IPSA_VOL does not Granger Cause LN_IPSA	191	1,13298	0,3368
LN_IPSA does not Granger Cause LN_IPSA_VOL		1,53759	0,1152
LN_PESO_CHL does not Granger Cause LN_IPSA	191	1,32925	0,2062
LN_IPSA does not Granger Cause LN_PESO_CHL		1,42008	0,1611
LN_PESO_CHL does not Granger Cause LN_IPSA_VOL	191	1,45277	0,1470
LN_IPSA_VOL does not Granger Cause LN_PESO_CHL		1,69002	0,0730

Tabla 8.4: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Chile.

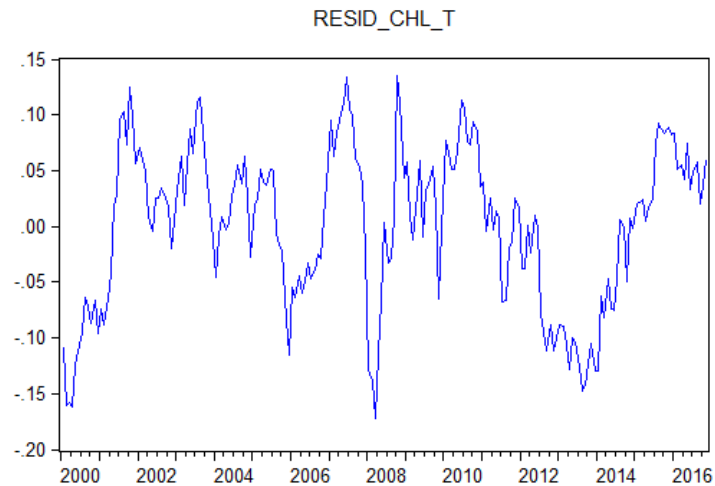


Figura 8.2: Comportamiento residual del modelo con tendencia para Chile.

Pese a que el gráfico 8.2 pueda aparentar estacionariedad del residuo del modelo sugerido, según el estadístico presentado en la tabla 8.5 se puede concluir que **no existe cointegración** entre las variables estudiadas. Lo anterior debido a que el valor absoluto del estadístico es menor a los valores críticos presentados en el anexo D.

Null Hypothesis: RESID_CHL_T has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,535769	0,0080
Test critical values: 1 % level	-3,462737	
5 % level	-2,875680	
10 % level	-2,574385	

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

Tabla 8.5: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Chile.

Nota: No se pueden considerar los valores críticos ni el p-valor que se señalan en la tabla 8.5, debido a que el Test de Raíz Unitaria se realiza sobre el residual de una regresión y no sobre una serie en sí.

8.1.4. MS-VAR

Para partir con el análisis regresor se acordarán dos regímenes o estados, los que se suponen como únicos escenarios posibles y que se comunican entre ellos. Los resultados de estos escenarios para un modelo con tendencia como el señalado en la ecuación 8.1 se presentan en la tabla 8.6.

Del mismo modo, en la tabla 8.7 se presentan las probabilidades de transición del modelo entre el régimen 1 y 2.

En base al gráfico 8.3 y la tabla 8.8 se puede concluir que el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL explicado por LN_IPSA y LN_IPSA_VOL **es estacionario**, por lo tanto en este modelo se puede apreciar una relación a largo plazo entre estas series logarítmicas.

Dependent Variable: LN_PESO_CHL

Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)

Sample: 2000M01 2016M11

Included observations: 203

Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_IPSA	-0,453653	0,023959	-18,93452	0,0000
LN_IPSA_VOL	-0,003970	0,006790	-0,584678	0,5588
C	9,668413	0,119595	80,84279	0,0000
T	0,003350	0,000159	21,11700	0,0000
Regime 2				
LN_IPSA	-0,327018	0,032918	-9,934292	0,0000
LN_IPSA_VOL	0,005007	0,006850	0,730885	0,4648
C	8,508145	0,220902	38,51542	0,0000
T	0,002216	0,000283	7,818762	0,0000

Tabla 8.6: Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.

Equation: MSVAR_CHL_T

Transition summary: Constant Markov transition probabilities and expected durations

Sample: 2000M01 2016M11

Included observations: 203

Constant transition probabilities:

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,965991	0,034009
2	0,047840	0,952160

Tabla 8.7: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.

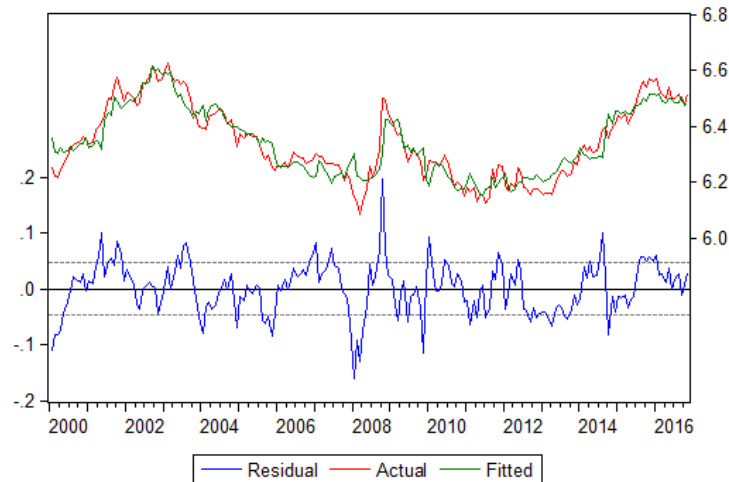


Figura 8.3: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_CHL_T has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6,455187	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,462737	
5 % level	-2,875680	
10 % level	-2,574385	

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

Tabla 8.8: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_CHL.

8.2. Brasil: BOVESPA - Real

8.2.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura 8.4 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas 8.9, 8.10 y 8.11 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series $D(LN_IBOV)$, $D(LN_IBOV_VOL)$ y $D(LN_REAL)$ respectivamente.

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores

Null Hypothesis: D(LN_IBOV) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,55811	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,462901	
5 % level	-2,875752	
10 % level	-2,574423	

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

Tabla 8.9: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IBOV)

Null Hypothesis: D(LN_IBOV_VOL) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-17,13690	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,463067	
5 % level	-2,875825	
10 % level	-2,574462	

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

Tabla 8.10: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IBOV_VOL)

Null Hypothesis: D(LN_REAL) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13,58342	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,462901	
5 % level	-2,875752	
10 % level	-2,574423	

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

Tabla 8.11: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_REAL)

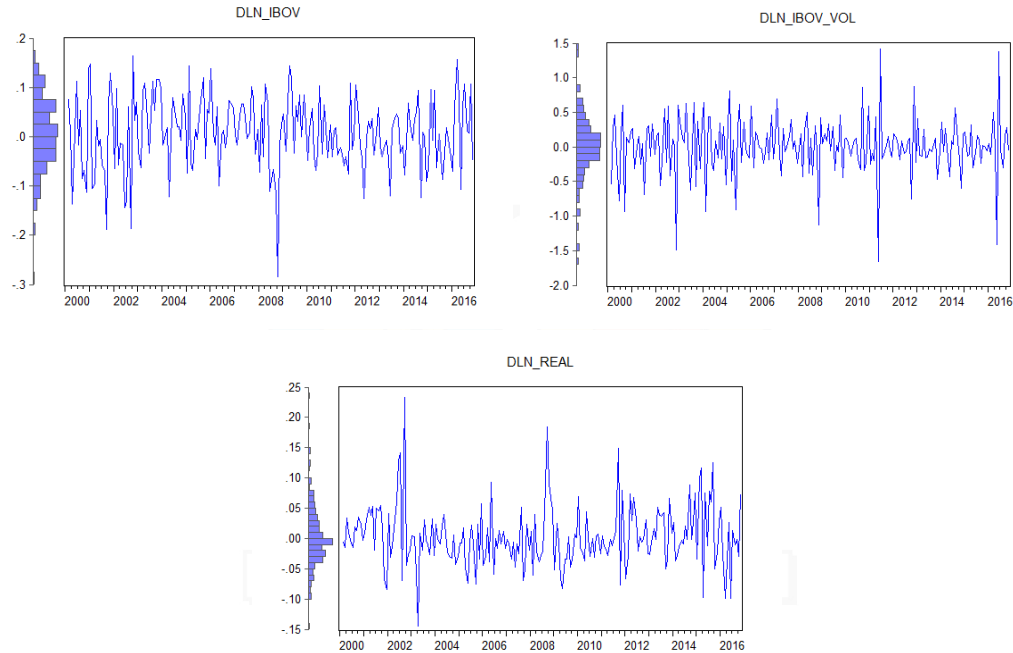


Figura 8.4: Primera diferencia de las series logarítmicas para Brasil.

críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz unitaria y se confirma que la diferencia de todas las series logarítmicas son estacionarias con un 99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1\%$).

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_IBOV, LN_IBOV_VOL y LN_REAL son no estacionarias pero $I(1)$.

8.2.2. Causalidad

Los resultados del test de causalidad de Granger se pueden apreciar en la tabla 8.12. Según esta, nos encontramos en presencia de un caso ideal ya que el resultado arroja causalidad tanto desde la serie LN_IBOV como LN_REAL hacia LN_IBOV_VOL. Esto porque los p -valores de dichas hipótesis son inferiores al 5 % normalmente utilizado.

Pairwise Granger Causality Tests
 Sample: 2000M01 2016M11
 Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_IBOV_VOL does not Granger Cause LN_IBOV	191	0,69968	0,7503
LN_IBOV does not Granger Cause LN_IBOV_VOL		4,22948	$8.E - 06$
LN_REAL does not Granger Cause LN_IBOV	191	0,83270	0,6167
LN_IBOV does not Granger Cause LN_REAL		1,02045	0,4324
LN_REAL does not Granger Cause LN_IBOV_VOL	191	2,29570	0,0099
LN_IBOV_VOL does not Granger Cause LN_REAL		1,01690	0,4357

Tabla 8.12: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Brasil.

8.2.3. Cointegración

En base a los resultados de causalidad obtenidos, se procede a analizar el comportamiento del modelo sin tendencia siguiente, seguido del análisis gráfico y estadístico correspondiente:

$$LN_IBOV_VOL = \alpha_0 + \alpha_1 LN_IBOV + \alpha_2 LN_REAL + \varepsilon \quad (8.2)$$

Null Hypothesis: RESID_BRA has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	$-10,81240$	0,0000
Test critical values: 1 % level	$-3,462737$	
5 % level	$-2,875680$	
10 % level	$-2,574385$	

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

Tabla 8.13: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Brasil.

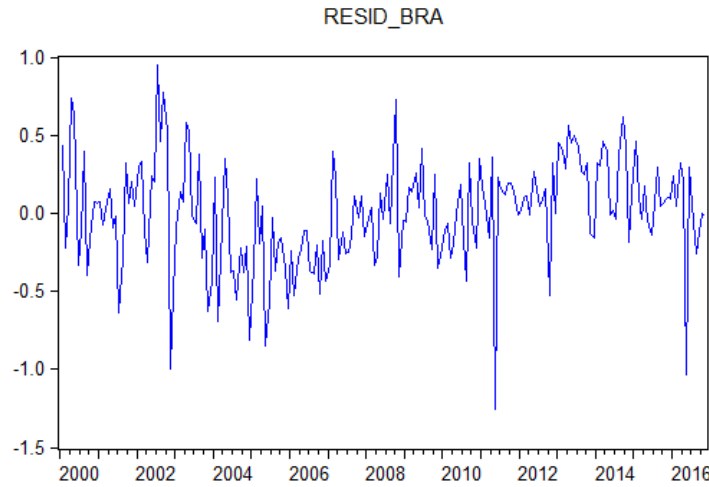


Figura 8.5: Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Brasil.

Dado el resultado obtenido en la tabla 8.13 y a que el valor del estadístico correspondiente al test ADF es mayor al valor crítico dado por la tabla de Davidson y MacKinnon descrita en el anexo D (en valor absoluto), se puede concluir que **existe una relación de cointegración** según la ecuación 8.2 propuesta. Por lo tanto entre estas variables hay un equilibrio de largo plazo dado por el modelo presentado en la tabla 8.14.

Dependent Variable: LN_IBOV_VOL
 Method: Least Squares
 Sample: 2000M01 2016M11
 Included observations: 203

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LN_IBOV	1,727674	0,043452	39,76056	0,0000
LN_REAL	0,499566	0,108673	4,596950	0,0000
C	-3,862592	0,500383	-7,719267	0,0000

Tabla 8.14: Modelo de Largo Plazo para Brasil.

8.2.4. MS-VAR

Procediendo del mismo modo que para el caso de Chile, se tiene la tabla 8.15, la que presenta la información de los 2 regímenes en los que se puede situar la serie logarítmica

del volumen de transacciones del índice BOVESPA, seguida de la matriz de transiciones descrita en la tabla 8.16.

Dependent Variable: LN_IBOV_VOL
 Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)
 Sample: 2000M01 2016M11
 Included observations: 203
 Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_IBOV	1,576396	0,085556	18,42534	0,0000
LN_REAL	-0,419383	0,230578	-1,818830	0,0689
C	-1,781312	1,007485	-1,768078	0,0770
Regime 2				
LN_IBOV	1,622354	0,057437	28,24581	0,0000
LN_REAL	0,531140	0,154771	3,431786	0,0006
C	-2,625391	0,682381	-3,847400	0,0001

Tabla 8.15: Estados modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.

Equation: MSVAR_BRA
 Transition summary: Constant Markov transition
 probabilities and expected durations
 Sample: 2000M01 2016M11
 Included observations: 203

Constant transition probabilities:

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,892148	0,107852
2	0,076729	0,923271

Tabla 8.16: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.

Continuando con el análisis y en base al resultado obtenido en la tabla 8.17, se puede concluir que existe una relación de largo plazo para el modelo MS-VAR obtenido para

Brasil, dado que la serie residual del modelo es estacionaria.

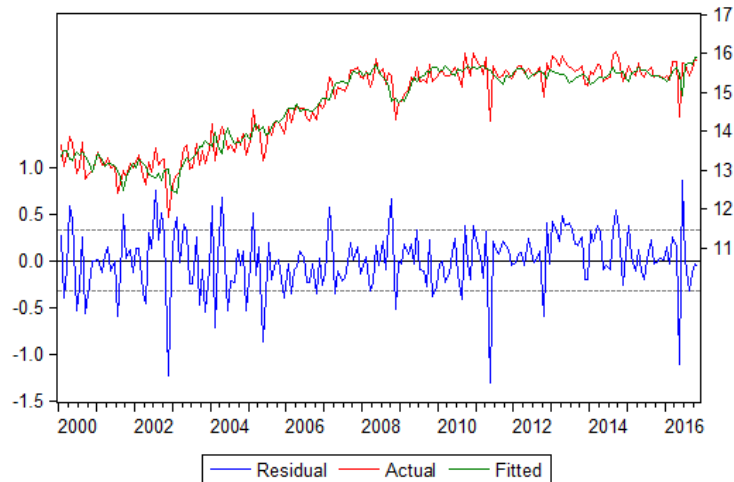


Figura 8.6: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_BRA has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-14,58447	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,462737	
5 % level	-2,875680	
10 % level	-2,574385	

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

Tabla 8.17: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_IBOV_VOL.

8.3. México: IPyC - Peso mexicano

8.3.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura 8.7 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas

8.18, 8.19 y 8.20 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series $D(LN_IPYC)$, $D(LN_IPYC_VOL)$ y $D(LN_PESO_MEX)$ respectivamente.

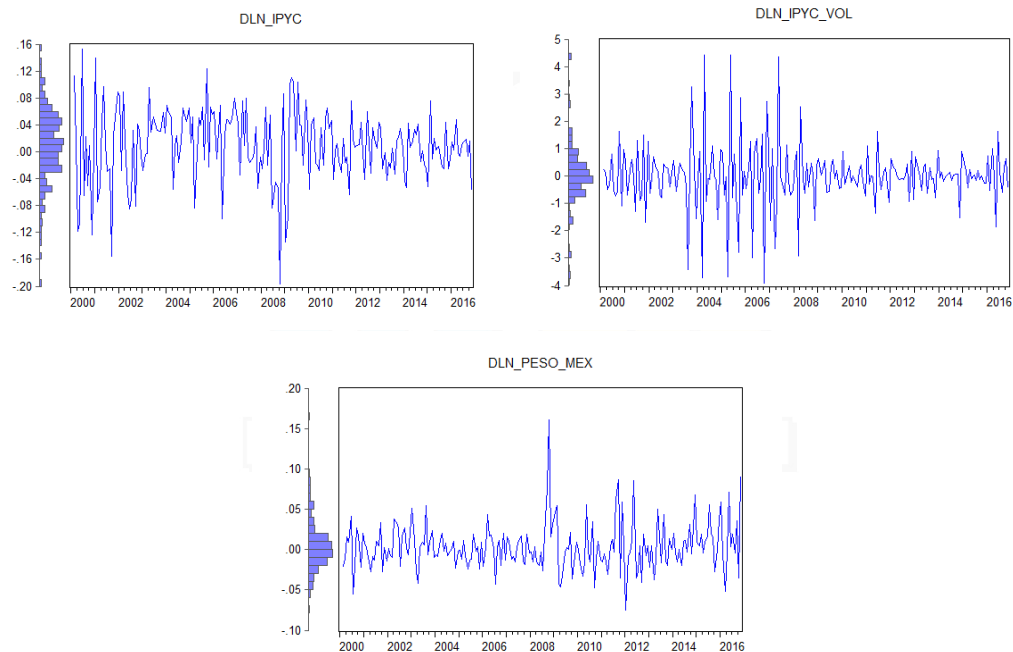


Figura 8.7: Primera diferencia de las series logarítmicas de México.

Null Hypothesis: $D(LN_IPYC)$ has a unit root

Exogenous: Constant, Linear Trend

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13,19753	0,0000
Test critical values: 1 % level	-4,004365	
5 % level	-3,432339	
10 % level	-3,139924	

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

Tabla 8.18: Test Dickey-Fuller Aumentado para $D(LN_IPYC)$

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz unitaria y se confirma que la diferencia de las series logarítmicas es estacionaria con un

Null Hypothesis: D(LN_IPYC_VOL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 4 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11,92339	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,463576	
5 % level	-2,876047	
10 % level	-2,574581	

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

Tabla 8.19: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IPYC_VOL)

Null Hypothesis: D(LN_PESO_MEX) has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,42020	0,0000
Test critical values: 1 % level	-4,004365	
5 % level	-3,432339	
10 % level	-3,139924	

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

Tabla 8.20: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_MEX)

99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1 \%$).

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_IPYC, LN_IPYC_VOL y LN_PESO_MEX son no estacionarias pero $I(1)$.

8.3.2. Causalidad

Los resultados del test de causalidad de Granger se pueden apreciar en la tabla 8.21, el cual indica que existe causalidad en un solo sentido dado el p-valor de la tercera hipótesis nula $0,0198 < 0,05$, lo que permite rechazar la hipótesis nula de no causalidad desde la serie LN_PESO_MEX hacia LN_IPYC. Por lo tanto, existe información suficiente para decir que ***el valor del IPYC es explicado por el valor del tipo de cambio nominal del peso mexicano***.

Pairwise Granger Causality Tests
Sample: 2000M01 2016M11
Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_IPYC_VOL does not Granger Cause LN_IPYC	191	1,49786	0,1293
LN_IPYC does not Granger Cause LN_IPYC_VOL		0,64464	0,8016
LN_PESO_MEX does not Granger Cause LN_IPYC	191	2,09291	0,0198
LN_IPYC does not Granger Cause LN_PESO_MEX		0,73462	0,7161
LN_PESO_MEX does not Granger Cause LN_IPYC_VOL	191	0,82210	0,6275
LN_IPYC_VOL does not Granger Cause LN_PESO_MEX		0,42313	0,9528

Tabla 8.21: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de México.

8.3.3. Cointegración

Según los resultados de causalidad presentados anteriormente, se analiza el siguiente modelo con tendencia que relaciona las variables en estudio, seguido de los análisis gráficos

y estadísticos del residual del mismo:

$$LN_IPYC = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 LN_PESO_MEX + \alpha_3 LN_IPYC_VOL + \varepsilon \quad (8.3)$$

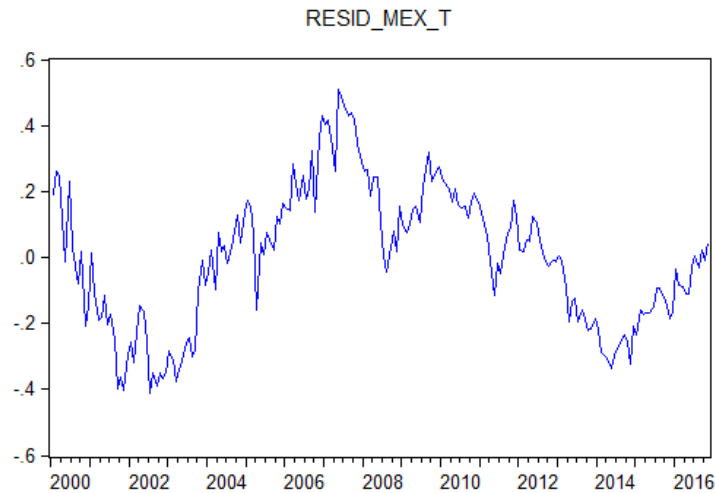


Figura 8.8: Comportamiento residual del modelo con tendencia para México.

Null Hypothesis: RESID_MEX_T has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2,240702	0,1927
Test critical values: 1 % level	-3,462901	
5 % level	-2,875752	
10 % level	-2,574423	

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

Tabla 8.22: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para México.

Dado el valor del estadístico presentado en la tabla 8.22, el cual es menor al valor crítico de la tabla de Davidson y MacKinnon descrita en el anexo D, en valor absoluto, y pese a que el gráfico 8.8 muestre que los valores de los residuos del modelo fluctúen en torno a cero, se puede concluir que **no existe un equilibrio de largo plazo** según el

modelo propuesto en la ecuación 8.3 dado a que el error no es estacionario.

8.3.4. MS-VAR

Se analiza gráfica y estadísticamente el modelo propuesto por la ecuación 8.3 adaptado a un modelo Markov Switching Bayesian VAR dado por los siguientes posibles estados y la matriz de probabilidades de transición correspondiente a cada uno.

Dependent Variable: LN_IPYC

Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)

Sample: 2000M01 2016M11

Included observations: 203

Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_IPYC_VOL	-0,018673	0,012088	-1,544691	0,1224
LN_PESO_MEX	-1,834252	0,164516	-11,14941	0,0000
T	0,016717	0,000480	34,79952	0,0000
C	13,19543	0,410213	32,16723	0,0000
Regime 2				
LN_IPYC_VOL	0,006400	0,020612	0,310492	0,7562
LN_PESO_MEX	-1,032394	0,148965	-6,930452	0,0000
T	0,015291	0,000485	31,51600	0,0000
C	10,60977	0,451422	23,50297	0,0000

Tabla 8.23: Estados modelo MS-VAR para LN_IPYC.

A continuación se presenta de manera gráfica la aproximación del modelo MS-VAR para México, junto con el análisis residual correspondiente.

En base al resultado obtenido del estadístico para el Test de Raíz Unitaria del residuo del modelo MS-VAR para México, señalado en la tabla 8.25, se puede concluir que la serie residual del modelo es estacionaria. Por lo tanto **existe una relación de largo plazo** entre las variables estudiadas, dado el modelo descrito en la tabla 8.23.

Equation: MSVAR_MEX_T
 Transition summary: Constant Markov transition
 probabilities and expected durations
 Sample: 2000M01 2016M11
 Included observations: 203

Constant transition probabilities:
 $P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$
 (row = i / column = j)

	1	2
1	0,986651	0,013349
2	0,017925	0,982075

Tabla 8.24: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_IPYC.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_MEX_T has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=14)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4,453170	0,0003
Test critical values: 1 % level	-3,462737	
5 % level	-2,875680	
10 % level	-2,574385	

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

Tabla 8.25: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_IPYC.

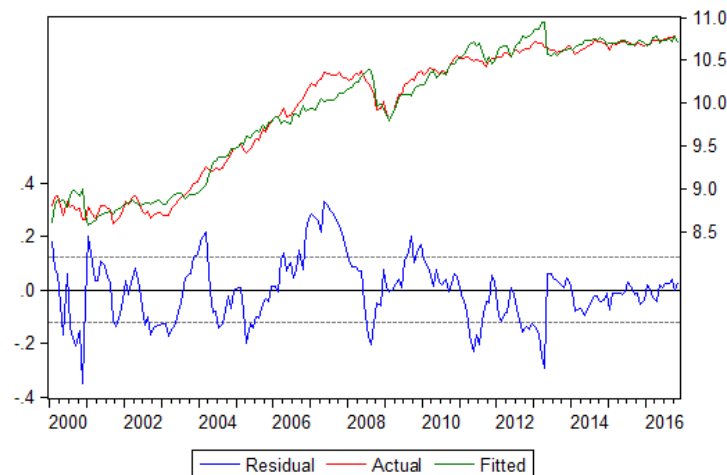


Figura 8.9: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_IPYC.

8.4. Perú: INCA - Sol

8.4.1. Test de Raíz Unitaria

Para el caso de las variables relacionadas a Perú, solo se trabajará con el precio de las acciones y el tipo de cambio del sol peruano respecto a 1 dólar estadounidense. Lo anterior debido al límite de información encontrada del volumen de transacción del índice bursátil utilizado en el estudio (INCA).

En la figura 8.10 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas 8.26 y 8.27 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series $D(\text{LN_INCA})$ y $D(\text{LN_SOL})$ respectivamente.

Según los resultados obtenidos en la tabla 8.26, se puede confirmar con un 99 % de certeza que la primera diferencia de la serie LN_INCA es estacionaria. Sin embargo, para el caso de la primera diferencia de la serie LN_SOL, se obtiene la misma conclusión pero con un 95 % de certeza según el valor del estadístico presentado en la tabla 8.27.

Null Hypothesis: D(LN_INCA) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9,863448	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,502238	
5 % level	-2,892879	
10 % level	-2,583553	

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

Tabla 8.26: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_INCA)

Null Hypothesis: D(LN_SOL) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,538527	0,0091
Test critical values: 1 % level	-3,504727	
5 % level	-2,893956	
10 % level	-2,584126	

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

Tabla 8.27: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_SOL)

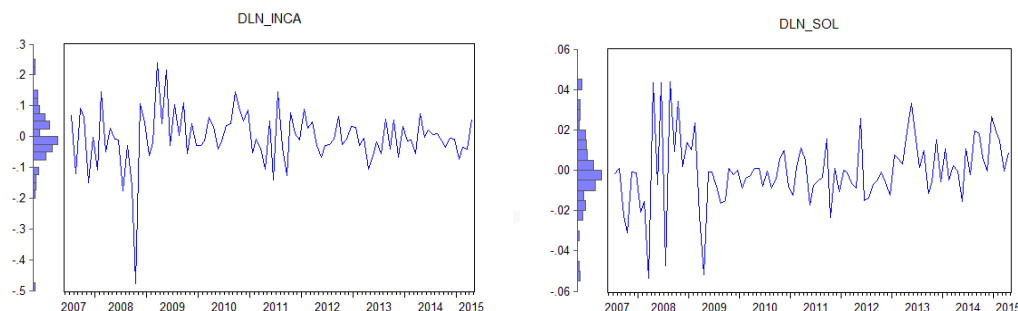


Figura 8.10: Primera diferencia de las series logarítmicas de Perú.

Con estos resultados, a pesar de la diferencia existente en cuanto al grado de certeza, se tiene la información suficiente para concluir que ambas series logarítmicas no son estacionarias en su nivel pero sí lo son en su primera diferencia.

8.4.2. Causalidad

Al igual que para el caso de México, en la tabla 8.28 se puede apreciar que existe causalidad entre las variables en un solo sentido debido a que para la primera hipótesis se cumple que $0.0113 < 5\%$, por lo tanto existe suficiente información para rechazar la primera hipótesis nula y concluir que **el valor del INCA es explicado por el precio del tipo de cambio del sol peruano** con un 95 % de certeza.

Pairwise Granger Causality Tests
Sample: 2007M06 2015M04
Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_SOL does not Granger Cause LN_INCA	83	2,46269	0,0113
LN_INCA does not Granger Cause LN_SOL		0,99966	0,4609

Tabla 8.28: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Perú.

8.4.3. Cointegración

Según los resultados de causalidad presentados anteriormente, se analizará el siguiente modelo sin tendencia, seguido por el análisis gráfico y estadístico del residual del mismo:

$$LN_INCA = \alpha_0 + \alpha_1 LN_SOL + \varepsilon \quad (8.4)$$

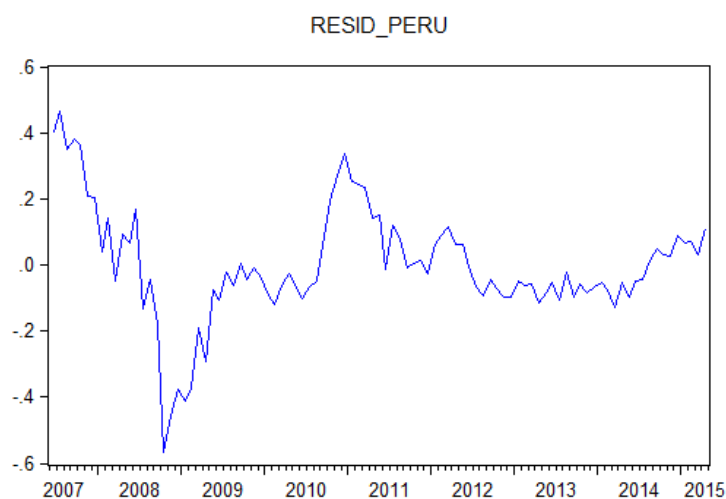


Figura 8.11: Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Perú.

Null Hypothesis: RESID_PER has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,110360	0,0291
Test critical values: 1 % level	-3,501445	
5 % level	-2,892536	
10 % level	-2,583371	

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

Tabla 8.29: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Perú.

Como se aprecia en la figura 8.11 el residuo del modelo fluctúa en torno a cero, sin embargo, para asegurar su estacionariedad, se aplica un test ADF para corroborar esta

hipótesis. De los resultados expresados en la tabla 8.29, se sabe que solo es válido el estadístico resaltado por lo que al compararlo con los valores de la tabla del anexo D resulta que el error de este modelo es estacionario con un 90 % de certeza, ya que el valor del estadístico es mayor al valor crítico, ambos en valor absoluto: $|-3,110360| > |-3,04|$.

En conclusión el modelo sin tendencia demostró que **existe correlación entre las variables LN_INCA y LN_SOL** y por lo tanto existe un equilibrio de largo plazo entre estas series en el caso de Perú, dado por el modelo descrito en la tabla 8.30.

Dependent Variable: LN_INCA
 Method: Least Squares
 Sample: 2007M06 2015M04
 Included observations: 95

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	7,273549	0,333648	21,80009	0,0000
LN_SOL	-2,663800	0,318839	-8,354689	0,0000

Tabla 8.30: Modelo de Largo Plazo para Perú.

8.4.4. MS-VAR

A continuación se presentan los estados posibles del modelo MS-VAR en base a la ecuación 8.4 junto con la matriz de probabilidades de transición asociada al mismo modelo.

Para saber si existe un equilibrio a largo plazo, se realiza el mismo análisis utilizado anteriormente sobre los residuos del modelo MS-VAR. En la figura 8.12 se puede apreciar el ajuste del modelo y el comportamiento del residuo a lo largo del tiempo. Además, en la tabla 8.33 se puede observar el valor del estadístico asociado al test ADF para evaluar la estacionariedad del error.

En base al resultado obtenido, se puede concluir con un 90 % de certeza que existe una relación estable de largo plazo dada por el modelo MS-VAR estimado.

Dependent Variable: LN_INCA

Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)

Sample: 2007M06 2015M04

Included observations: 95

Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_SOL	-1,085988	0,232913	-4,662641	0,0000
C	5,734628	0,241553	23,74070	0,0000
Regime 2				
LN_SOL	-4,883117	0,379576	-12,86466	0,0000
C	9,510125	0,404057	23,53660	0,0000

Tabla 8.31: Estados modelo MS-VAR para LN_INCA.

Equation: MSVAR_PER

Transition summary: Constant Markov transition probabilities and expected durations

Sample: 2007M06 2015M04

Included observations: 95

Constant transition probabilities:

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,962200	0,037800
2	0,063671	0,936329

Tabla 8.32: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_INCA.

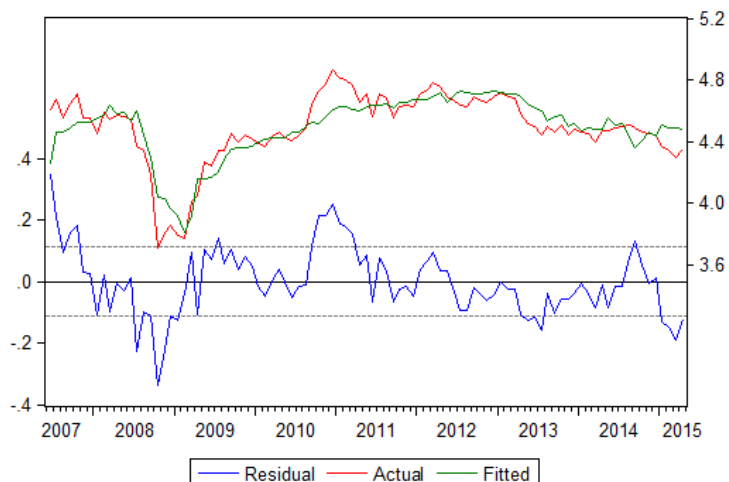


Figura 8.12: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_INCA.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_PER has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=11)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,318866	0,0168
Test critical values: 1 % level	-3,502238	
5 % level	-2,892879	
10 % level	-2,583553	

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

Tabla 8.33: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_INCA.

8.5. Colombia: IGBC - Peso colombiano

8.5.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura 8.13 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas 8.34, 8.35 y 8.36 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series $D(LN_IGBC)$, $D(LN_IGBC_VOL)$ y $D(LN_PESO_COL1)$ respectivamente.

Null Hypothesis: D(LN_IGBC) has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10,95738	0,0000
Test critical values: 1 % level	-4,014288	
5 % level	-3,437122	
10 % level	-3,142739	

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

Tabla 8.34: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IGBC)

Null Hypothesis: D(LN_IGBC_VOL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10,91982	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,470679	
5 % level	-2,879155	
10 % level	-2,576241	

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

Tabla 8.35: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_IGBC_VOL)

Null Hypothesis: D(LN_PESO_COL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-11,23594	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,469933	
5 % level	-2,878829	
10 % level	-2,576067	

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

Tabla 8.36: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_COL1)

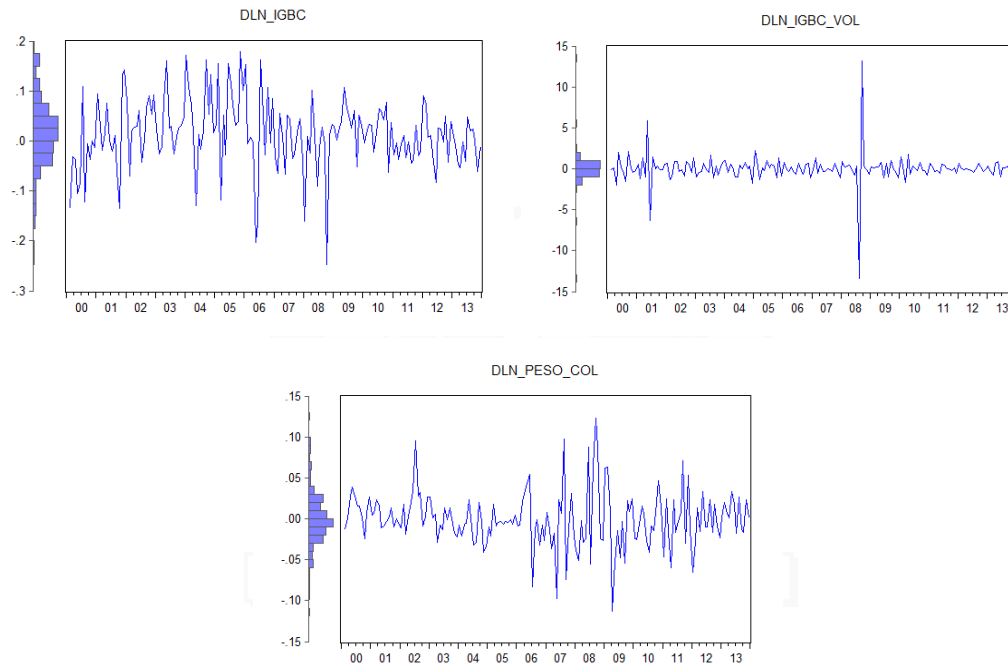


Figura 8.13: Primera diferencia de las series logarítmicas de Colombia (1).

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz unitaria y se confirma que la diferencia de las series logarítmicas es estacionaria con un 99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1\%$).

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_IGBC, LN_IGBC_VOL y LN_PESO_COL son no estacionarias pero $I(1)$.

8.5.2. Causalidad

En la tabla 8.37 se puede apreciar que existen dos relaciones de causalidad unidireccional entre las series estudiadas. Según el p-valor de la segunda décima se puede decir que la serie LN_IGBC_VOL es explicada por la serie LN_IGBC y, por otro lado, según el valor del p-valor asociado a la sexta décima se puede concluir que la serie LN_PESO_COL es explicada por la serie LN_IGBC_VOL.

Pairwise Granger Causality Tests
 Sample: 2000M01 2013M12
 Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_IGBC_VOL does not Granger Cause LN_IGBC	156	1,68405	0,0772
LN_IGBC does not Granger Cause LN_IGBC_VOL		2,64197	0,0034
LN_PESO_COL does not Granger Cause LN_IGBC	156	1,56768	0,1087
LN_IGBC does not Granger Cause LN_PESO_COL		1,28691	0,2336
LN_PESO_COL does not Granger Cause LN_IGBC_VOL	156	1,48270	0,1384
LN_IGBC_VOL does not Granger Cause LN_PESO_COL		2,45452	0,0064

Tabla 8.37: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Colombia (1).

8.5.3. Cointegración

Según lo anterior, tenemos los siguientes dos casos de causalidad entre las series en estudio:

$$LN_IGBC \longrightarrow LN_IGBC_VOL \quad \wedge \quad LN_IGBC_VOL \longrightarrow LN_PESO_COL$$

Por lo tanto, por lógica, se podría pensar que $LN_IGBC \longrightarrow LN_PESO_COL$, pese al resultado obtenido por el test de causalidad. Así, el modelo a estudiar sería el siguiente:

$$LN_PESO_COL = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 LN_IGBC + \alpha_3 LN_IGBC_VOL + \varepsilon \quad (8.5)$$

El modelo planteado por la ecuación 8.5 es un modelo con tendencia debido a la clara componente de tendencia determinista que posee la serie LN_IGBC. Los resultados gráficos y estadísticos en cuanto a la serie residual del modelo se presentan en el gráfico 8.14 y tabla 8.38 respectivamente.

Debido a que ni gráfica ni estadísticamente se ve un equilibrio a largo plazo para el modelo planteado, se decide utilizar un segundo modelo, donde la variable endógena sea

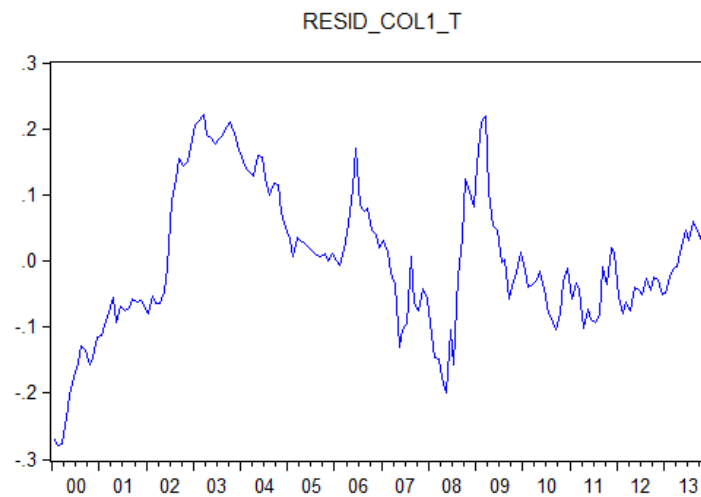


Figura 8.14: Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Colombia (1).

Null Hypothesis: RESID_COL1_T has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-2,846141	0,0541
Test critical values: 1 % level	-3,469691	
5 % level	-2,878723	
10 % level	-2,576010	

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

Tabla 8.38: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Colombia (1).

LN_IGBC_VOL, dada la segunda causalidad obtenida. Así, el segundo modelo queda dado por la ecuación 8.6.

$$LN_IGBC_VOL = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 LN_IGBC + \alpha_3 LN_PESO_COL + \varepsilon \quad (8.6)$$

Según el gráfico 8.15 y la tabla 8.39 obtenidos del segundo modelo, se puede concluir que la serie residual es estacionaria y por lo tanto existiría un equilibrio de largo plazo.

Los coeficientes del modelo 2 según la ecuación 8.6 están dados en la siguiente tabla:

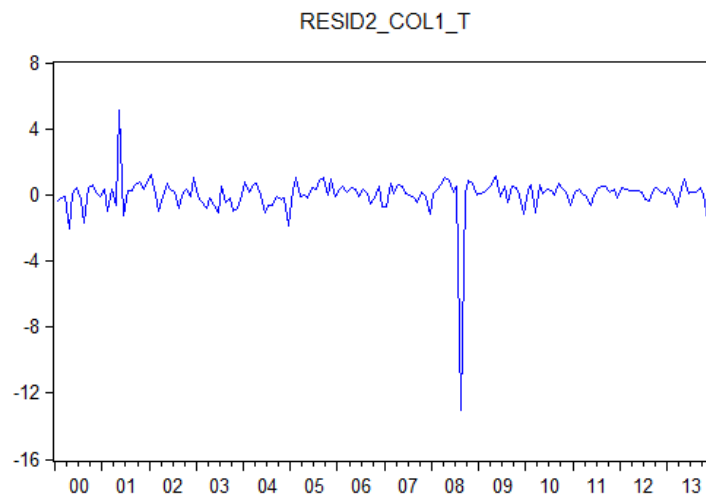


Figura 8.15: Comportamiento residual 2 del modelo sin tendencia para Colombia (1).

Null Hypothesis: RESID2_COL1_T has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-13,15620	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,469691	
5 % level	-2,878723	
10 % level	-2,576010	

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

Tabla 8.39: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo 2 con tendencia para Colombia (1).

En base a la tabla 8.40 que representa el modelo 2 de equilibrio a largo plazo, la única variable significativa es LN_IGBC, por lo que entre el tipo de cambio y el volumen de transacciones del índice IGBC no habría una relación de cointegración.

8.5.4. MS-VAR

Debido a la relación más interesante que existe en el primer modelo definido anteriormente, se analizará su ajuste con relación a un modelo MS-VAR. La adaptación de este

Dependent Variable: LN_IGBC_VOL

Method: Least Squares

Sample: 2000M01 2013M12

Included observations: 168

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-2,945177	7,140931	-0,412436	0,6806
T	-0,000539	0,005532	-0,097365	0,9226
LN_IGBC	1,746027	0,242107	7,211798	0,0000
LN_PESO_COL	0,654049	0,896097	0,729886	0,4665

Tabla 8.40: Modelo de Largo Plazo para Colombia (1).

modelo se ve reflejada en los estados dados en la tabla 8.41 y la matriz de probabilidades de transición de la tabla 8.42.

Dependent Variable: LN_PESO_COL

Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)

Sample: 2000M01 2013M12

Included observations: 168

Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_IGBC	-0,061861	0,015480	-3,996161	0,0001
LN_IGBC_VOL	0,001055	0,003205	0,329079	0,7421
T	-0,000101	0,000311	-0,325399	0,7449
C	8,119524	0,102989	78,83901	0,0000
Regime 2				
LN_IGBC	-0,103991	0,025095	-4,143843	0,0000
LN_IGBC_VOL	-0,004956	0,010541	-0,470194	0,6382
T	-0,000250	0,000520	-0,479744	0,6314
C	8,800449	0,111386	79,00826	0,0000

Tabla 8.41: Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.

Equation: MSVAR_COL1

Date: 10/09/17 Time: 21:43

Transition summary: Constant Markov transition probabilities and expected durations

Sample: 2000M01 2013M12

Included observations: 168

Constant transition probabilities:

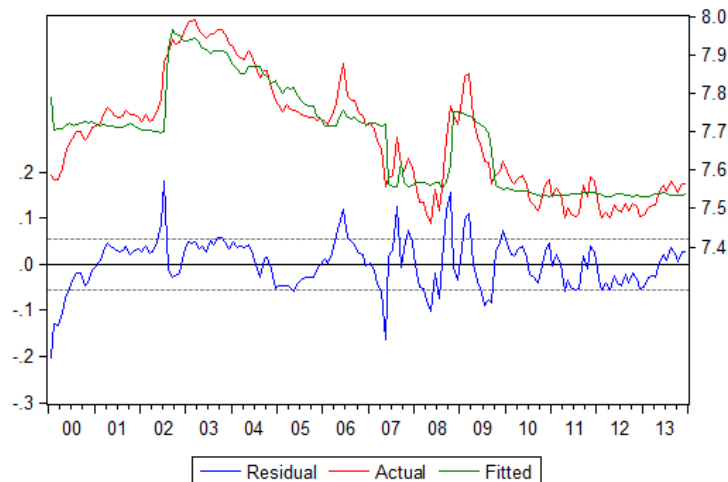
 $P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,982861	0,017139
2	0,034492	0,965508

Tabla 8.42: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.

El análisis residual viene dado por la tabla 8.43, con la que se concluye que el error del modelo es estacionario con un 99 % de certeza y por lo tanto existe una relación a largo plazo dado por el modelo MS-VAR.

**Figura 8.16:** Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_COL1_T has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-6,309201	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,469691	
5 % level	-2,878723	
10 % level	-2,576010	

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

Tabla 8.43: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_COL1.

8.6. Colombia: COLCAP - Peso colombiano

8.6.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura 8.17 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas 8.44, 8.45 y 8.46 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series D(LN_COLCAP), D(LN_COLCAP_VOL) y D(LN_PESO_COL2) respectivamente.

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9,380932	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,490772	
5 % level	-2,887909	
10 % level	-2,580908	

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

Tabla 8.44: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_COLCAP)

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10,11789	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,491928	
5 % level	-2,888411	
10 % level	-2,581176	

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

Tabla 8.45: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_COLCAP_VOL)

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

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-9,487192	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,490772	
5 % level	-2,887909	
10 % level	-2,580908	

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

Tabla 8.46: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_COL2)

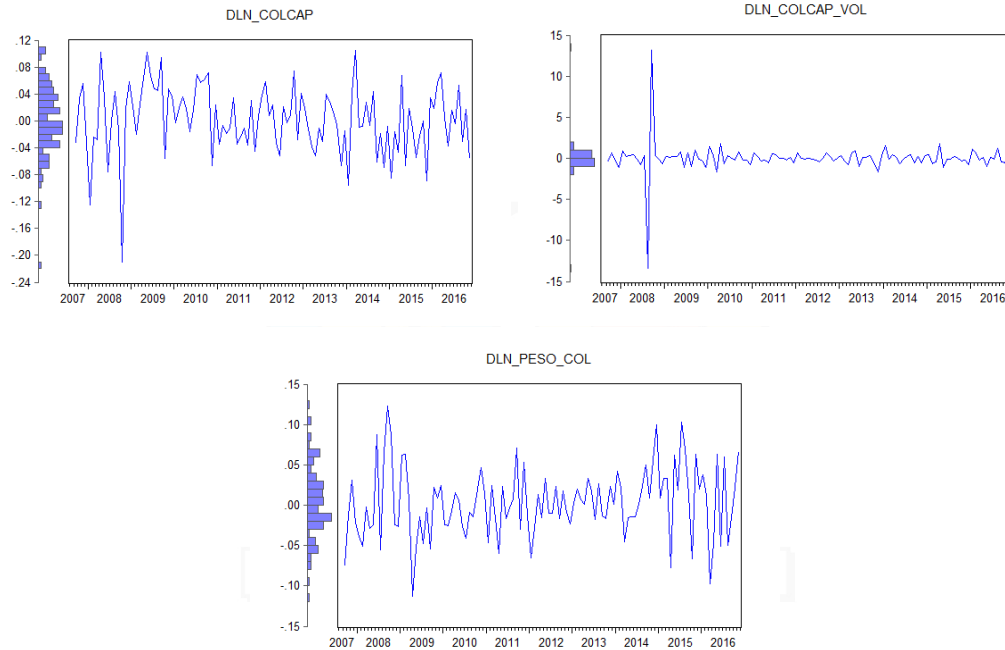


Figura 8.17: Primera diferencia de las series logarítmicas de Colombia (2).

unitaria y se confirma que la diferencia de las series logarítmicas es estacionaria con un 99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1\%$).

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_COLCAP , LN_COLCAP_VOL y LN_PESO_COL2 son no estacionarias pero $I(1)$.

8.6.2. Causalidad

El resultado del Test de Causalidad de Granger para las series en estudio se refleja en la tabla 8.47, del que se obtienen diversas relaciones de causalidad, las que se desglosan a continuación:

1. $LN_COLCAP_VOL \longleftrightarrow LN_COLCAP$
2. $LN_COLCAP \longrightarrow LN_PESO_COL2$
3. $LN_COLCAP_VOL \longrightarrow LN_PESO_COL$

Pairwise Granger Causality Tests
 Sample: 2007M08 2016M11
 Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_COLCAP_VOL does not Granger Cause LN_COLCAP	100	3,35037	0,0006
LN_COLCAP does not Granger Cause LN_COLCAP_VOL		3,62438	0,0003
LN_PESO_COL does not Granger Cause LN_COLCAP	100	1,83888	0,0568
LN_COLCAP does not Granger Cause LN_PESO_COL		2,31874	0,0140
LN_PESO_COL does not Granger Cause LN_COLCAP_VOL	100	1,55811	0,1229
LN_COLCAP_VOL does not Granger Cause LN_PESO_COL		3,34407	0,0006

Tabla 8.47: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Colombia (2).

8.6.3. Cointegración

Según los resultados de causalidad presentados anteriormente y utilizando los puntos 2 y 3, el modelo de estudio será el presentado en la ecuación 8.7 sin tendencia:

$$LN_PESO_COL = \alpha_0 + \alpha_1 LN_COLCAP + \alpha_2 LN_COLCAP_VOL + \varepsilon \quad (8.7)$$

Los resultados gráficos y estadísticos en cuanto a la serie residual del modelo se presentan en el gráfico 8.18 y tabla 8.48 respectivamente.

Al igual que para el análisis anterior para Colombia, los resultados obtenidos indican que no existe cointegración entre las variables dado al bajo valor del estadístico (en valor absoluto) según el test ADF para el primer modelo. Debido a esto se utilizará un segundo modelo definido por la ecuación 8.8 siguiente:

$$LN_COLCAP_VOL = \alpha_0 + \alpha_1 LN_COLCAP + \alpha_2 LN_PESO_COL + \varepsilon \quad (8.8)$$

Los resultados del residuo del nuevo modelo se presentan en la tabla 8.49, la que indica que el error es estacionario en el tiempo, por lo que existiría una relación de equilibrio en

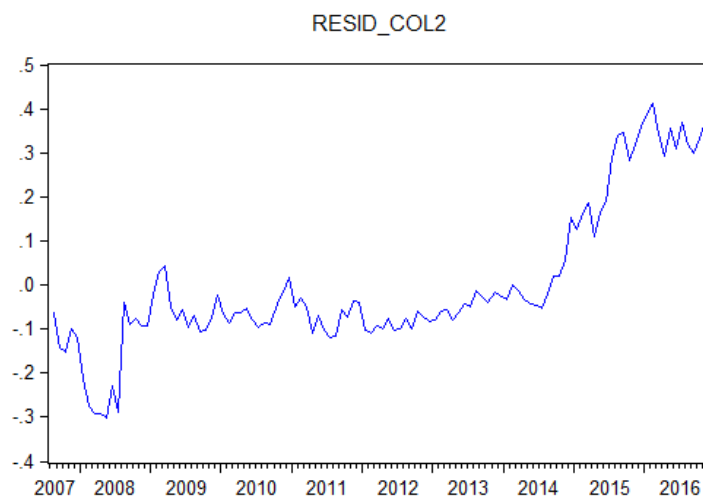


Figura 8.18: Comportamiento residual del modelo sin tendencia para Colombia (2).

Null Hypothesis: RESID_COL2 has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-0,585366	0,8684
Test critical values: 1 % level	-3,490210	
5 % level	-2,887665	
10 % level	-2,580778	

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

Tabla 8.48: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo sin tendencia para Colombia (2).

el largo plazo dado el modelo 2 propuesto.

El modelo de cointegración estaría dado por el indicado en la tabla 8.50, sin embargo la única variable significativa en el modelo sería LN_COLCAP, por lo que no representaría relación alguna entre el tipo de cambio y el volumen de transacciones del índice COLCAP.

Null Hypothesis: RESID2_COL2 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10,72184	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,490210	
5 % level	-2,887665	
10 % level	-2,580778	

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

Tabla 8.49: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo 2 con tendencia para Colombia (2).

Dependent Variable: LN_COLCAP_VOL
 Method: Least Squares
 Date: 10/09/17 Time: 22:51
 Sample: 2007M08 2016M11
 Included observations: 112

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LN_COLCAP	1,897836	0,596232	3,183051	0,0019
LN_PESO_COL	0,808380	0,759383	1,064522	0,2894
C	-1,547872	8,519041	-0,181696	0,8562

Tabla 8.50: Modelo de Largo Plazo para Colombia (2).

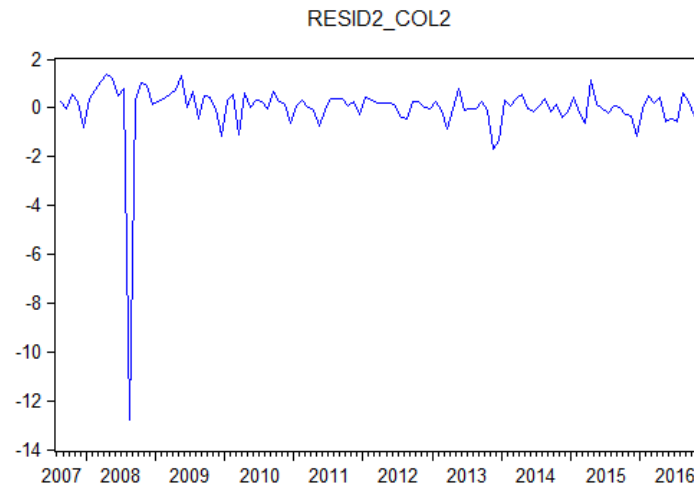


Figura 8.19: Comportamiento residual 2 del modelo sin tendencia para Colombia (2).

8.6.4. MS-VAR

Al igual que para el primer caso de Colombia, se analizará el primer modelo definido anteriormente. La adaptación de este modelo se ve reflejada en los estados dados en la tabla 8.51 y la matriz de probabilidades de transición de la tabla 8.52.

El análisis residual viene dado por la tabla 8.53, con la que se concluye que el error del modelo es estacionario y por lo tanto existe una relación a largo plazo dado por el modelo MS-VAR con un 99 % de certeza.

8.7. Argentina: Merval - Peso argentino

8.7.1. Test de Raíz Unitaria

En la figura 8.21 se puede apreciar gráficamente que la primera diferencia de las series logarítmicas puede considerarse de carácter estacionaria. Sin embargo en las tablas 8.54, 8.55 y 8.56 se pueden apreciar los resultados de los test efectuados para las series $D(\text{LN_Merval})$, $D(\text{LN_Merval_VOL})$ y $D(\text{LN_PESO_ARG})$ respectivamente.

Como los valores de los estadísticos de los test de raíz unitaria son mayores a los valores

Dependent Variable: LN_PESO_COL

Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)

Sample: 2007M08 2016M11

Included observations: 112

Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_COLCAP	-0,219586	0,028366	-7,741299	0,0000
LN_COLCAP_VOL	0,004109	0,004736	0,867602	0,3856
C	9,083103	0,199509	45,52723	0,0000
Regime 2				
LN_COLCAP	-1,449844	0,196234	-7,388340	0,0000
LN_COLCAP_VOL	0,045978	0,027787	1,654662	0,0980
C	17,50303	1,341403	13,04830	0,0000

Tabla 8.51: Estados modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.

Equation: MASVAR_COL2

Date: 10/09/17 Time: 23:20

Transition summary: Constant Markov transition probabilities and expected durations

Sample: 2007M08 2016M11

Included observations: 112

Constant transition probabilities:

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,992215	0,007785
2	0,013241	0,986759

Tabla 8.52: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.

Null Hypothesis: RESID_MSVAR_COL2 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=12)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4,299215	0,0007
Test critical values: 1 % level	-3,490210	
5 % level	-2,887665	
10 % level	-2,580778	

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

Tabla 8.53: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.

Null Hypothesis: D(LN_MERVAL) has a unit root
 Exogenous: Constant, Linear Trend
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-12,05069	0,0000
Test critical values: 1 % level	-4,010740	
5 % level	-3,435413	
10 % level	-3,141734	

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

Tabla 8.54: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_MERVAL)

Null Hypothesis: D(LN_MERVAL_VOL) has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 3 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-10,80582	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,468072	
5 % level	-2,878015	
10 % level	-2,575632	

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

Tabla 8.55: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_MERVAL_VOL)

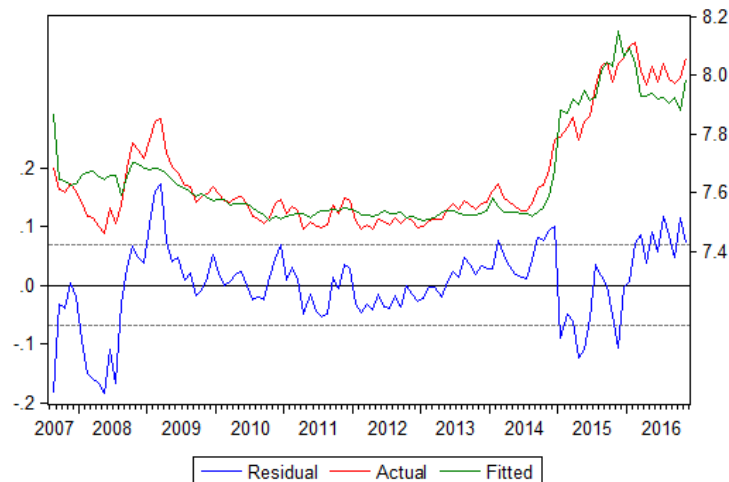


Figura 8.20: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_PESO_COL2.

Null Hypothesis: D(LN_PESO_ARG) has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8,864555	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,467633	
5 % level	-2,877823	
10 % level	-2,575530	

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

Tabla 8.56: Test Dickey-Fuller Aumentado para D(LN_PESO_ARG)

críticos (todos en valor absoluto), se puede rechazar la hipótesis nula de que existe raíz unitaria y se confirma que la diferencia de las series logarítmicas es estacionaria con un 99 % de certeza ($p\text{-valor} < 1 \%$).

Con estos resultados se puede concluir que las series LN_MERVAL, LN_MERVAL_VOL y LN_PESO_ARG son no estacionarias pero $I(1)$.

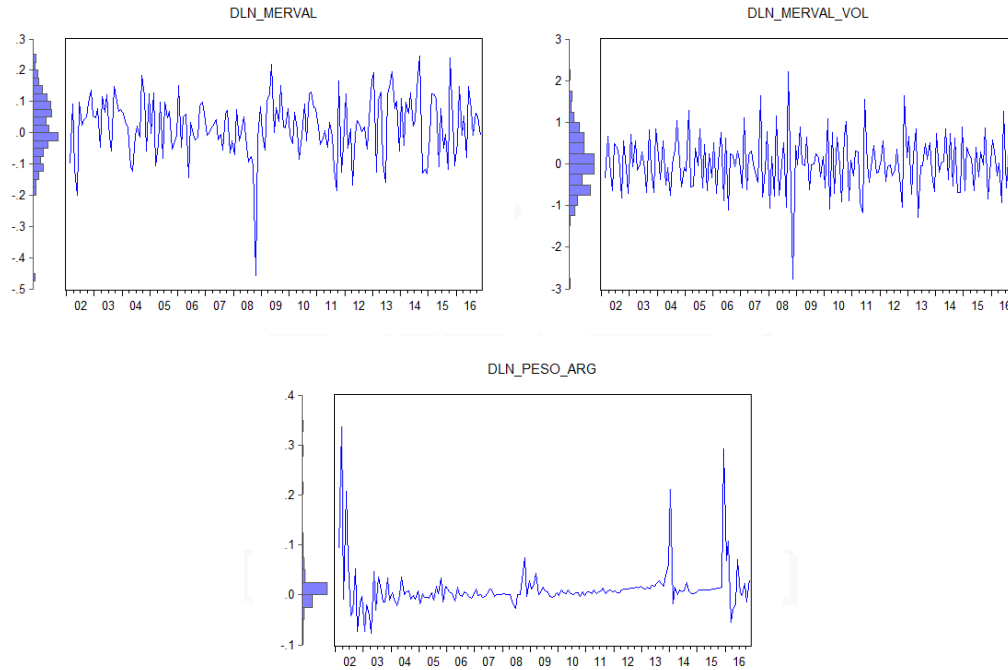


Figura 8.21: Primera diferencia de las series logarítmicas de Argentina.

8.7.2. Causalidad

Para este caso se puede apreciar en la tabla 8.57 que se rechaza la hipótesis nula de no causalidad solo en el tercer caso, por lo que existiría información suficiente para decir que **el índice Merval es explicado por el valor del peso argentino** con respecto a un dólar estadounidense.

8.7.3. Cointegración

Según los resultados de causalidad presentados anteriormente, se analizará el siguiente modelo con tendencia que relaciona las series estudiadas para el caso de Argentina:

$$LN_MERVAL = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 LN_PESO_ARG + \alpha_3 LN_MERVAL_VOL + \varepsilon \quad (8.9)$$

Los resultados gráficos y estadísticos del residual del modelo se pueden apreciar en el gráfico 8.22 y la tabla 8.58 respectivamente. Según estos se puede concluir que el error no es estacionario en el tiempo y por ende no existe un equilibrio de largo plazo para las

Pairwise Granger Causality Tests
Sample: 2002M01 2016M11
Lags: 12

Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LN_MERVAL_VOL does not Granger Cause LN_MERVAL	167	1,07158	0,3885
LN_MERVAL does not Granger Cause LN_MERVAL_VOL		1,68228	0,0766
LN_PESO_ARG does not Granger Cause LN_MERVAL	167	2,31190	0,0100
LN_MERVAL does not Granger Cause LN_PESO_ARG		1,04460	0,4119
LN_PESO_ARG does not Granger Cause LN_MERVAL_VOL	167	1,01402	0,4393
LN_MERVAL_VOL does not Granger Cause LN_PESO_ARG		0,73890	0,7115

Tabla 8.57: Test de Causalidad de Granger para las series logarítmicas de Argentina.

variables logarítmicas de Argentina.

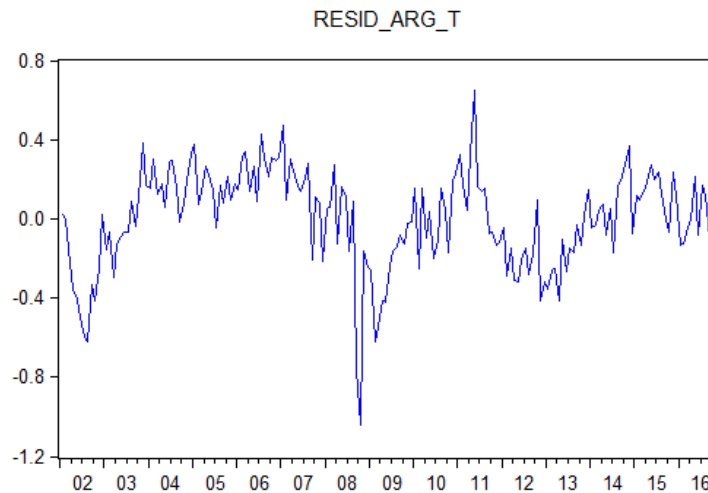


Figura 8.22: Comportamiento residual del modelo con tendencia para Argentina.

8.7.4. MS-VAR

Para continuar con el análisis, se adaptará el modelo especificado en la ecuación 8.9 a dos regímenes y una matriz de probabilidades de transición, al igual que en todos los casos anteriores para ver si existe un equilibrio a largo plazo con un modelo MS-VAR. Los

Null Hypothesis: RESID_ARG_T has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 2 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-3,216082	0,0207
Test critical values: 1 % level	-3,467633	
5 % level	-2,877823	
10 % level	-2,575530	

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

Tabla 8.58: Test raíz unitaria ADF para el residuo del modelo con tendencia para Argentina.

valores se encuentran especificados en las tablas 8.59 y 8.60.

Dependent Variable: LN_MERVAL
 Method: Markov Switching Regression (BFGS / Marquardt steps)
 Sample: 2002M01 2016M11
 Included observations: 179
 Number of states: 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Regime 1				
LN_MERVAL_VOL	0,155336	0,027620	5,624018	0,0000
LN_PESO_ARG	0,327422	0,093005	3,520497	0,0004
T	0,012305	0,001000	12,30886	0,0000
C	4,626504	0,287333	16,10154	0,0000
Regime 2				
LN_MERVAL_VOL	0,128532	0,032610	3,941461	0,0001
LN_PESO_ARG	-0,272605	0,166394	-1,638312	0,1014
T	0,015770	0,000720	21,90076	0,0000
C	4,959918	0,389014	12,74998	0,0000

Tabla 8.59: Estados modelo MS-VAR para LN_MERVAL.

En base al gráfico 8.23 y la tabla 8.61 se puede concluir que el residuo del modelo MS-VAR para LN_MERVAL explicado por LN_MERVAL_VOL y LN_PESO_ARG es

Equation: MSVAR_ARG_T

Transition summary: Constant Markov transition probabilities and expected durations

Sample: 2002M01 2016M11

Included observations: 179

Constant transition probabilities:

$P(i, k) = P(s(t) = k | s(t-1) = i)$

(row = i / column = j)

	1	2
1	0,976195	0,023805
2	0,036072	0,963928

Tabla 8.60: Matriz de probabilidades de transición modelo MS-VAR para LN_MERVAL.

estacionario, por lo tanto en este modelo se puede apreciar una relación a largo plazo entre estas series logarítmicas.

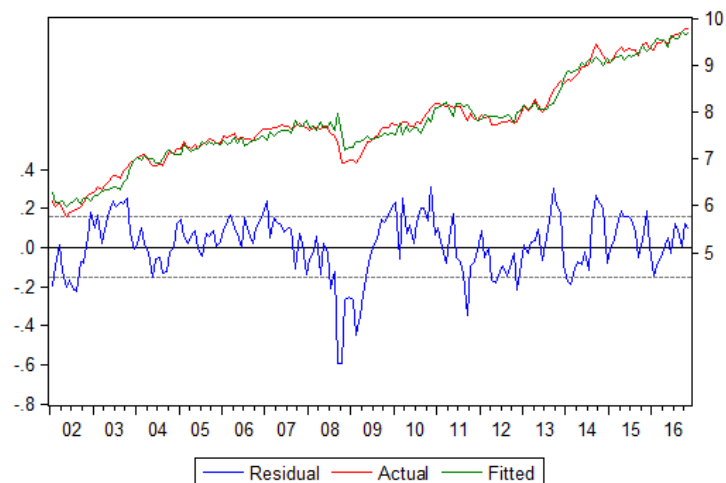


Figura 8.23: Ajuste y residuo modelo MS-VAR para LN_MERVAL.



Null Hypothesis: RESID_MSVAR_ARG has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 0 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5,457987	0,0000
Test critical values: 1 % level	-3,467205	
5 % level	-2,877636	
10 % level	-2,575430	

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

Tabla 8.61: Test ADF para el residuo del modelo MS-VAR para LN_Merval.

9 | CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Durante el estudio se quiso encontrar una relación de largo plazo entre los índices bursátiles y su volumen de transacción diario con respecto al tipo de cambio nominal según la moneda de cada país equivalente a 1 dólar estadounidense, para comparar los distintos enfoques abordados; bayesiano y markoviano. En base a lo anterior se puede señalar, en primer lugar, que el enfoque markoviano es mucho más flexible, ya que se da pie a un posible cambio entre modelos, representado por la matriz de transición asociada a la cadena de Markov. Es por esto que para el caso de todos los países, independientemente de los resultados del procedimiento tradicional, se obtiene un equilibrio a largo plazo para los modelos propuestos (error estacionario centrado en cero).

Lo mencionado anteriormente tiene puntos a favor y en contra. Si bien se puede establecer una relación de equilibrio entre las series en estudio, la que nos puede dar la base para un análisis más exhaustivo y poder realizar toma de decisiones con respecto a políticas monetarias, políticas económicas o simplemente sacar conclusiones respecto a la economía de cada país, hay que tener en cuenta que el enfoque clásico nos asegura una relación específica, en caso de existir alguna. Por lo tanto la diferencia radica esencialmente en lo que se pretenda buscar con el análisis. El enfoque clásico de cointegración asume establecer una relación a largo plazo entre dos o más variables a través de un modelo único, cuyo error es estacionario y tiene media cero. Esto significa que su aplicación se adapta más a variables que puedan tener una tendencia clara. En cambio, el enfoque de cadenas de markov resulta conveniente para el análisis de series que presenten ciertos cambios durante el tiempo, como

rupturas debido a acontecimientos naturales, crisis financieras o simplemente procesos de ciclicidad, propios de las series en estudio.

Como casos particulares, los únicos países que tuvieron un modelo de cointegración clásico significativo fueron Brasil y Perú. El modelo para ambos países está dado por las siguientes ecuaciones, respectivamente:

$$LN_IBOV_VOL = 1,727674 LN_IBOV + 0,499566 LN_REAL - 3,862592 \quad (9.1)$$

$$LN_INCA = -2,663800 LN_SOL + 7,273549 \quad (9.2)$$

De la ecuación 9.1 se puede señalar que existe una relación positiva entre el tipo de cambio nominal brasileño y el volumen de transacciones del índice BOVESPA. Específicamente, por un aumento porcentual unitario en la divisa brasileña, se produce un incremento de un casi 0,5 % en el volumen de transacciones del indicador económico. Por otro lado, para Perú se establece una relación negativa entre el tipo de cambio y el valor del índice bursátil según la ecuación 9.2. Lo que indica que para un aumento porcentual unitario en el valor de la divisa peruana, el precio del INCA caerá en un 2,66 %.

Según los resultados obtenidos en los modelos, podría establecerse una política monetaria que incentive el alza del tipo de cambio o su disminución (en el caso peruano) para generar un aumento en las variables asociadas al índice bursátil de cada país. Sin embargo, plantear una política monetaria es ineficiente debido a la flexibilidad del tipo de cambio. En este caso, las soluciones adecuadas pasan por un punto de vista más macroeconómico que financiero, para lo cual es necesario involucrar otras variables como exportaciones, importaciones y PIB, por ejemplo.

Por otro lado, el modelo de cadenas de markov para Brasil y Perú se pueden ver a continuación:

■ Brasil:

$$y_1 : LN_IBOV_VOL = 1,576396 LN_IBOV - 0,419383 LN_REAL - 1,781312$$

$$y_2 : LN_IBOV_VOL = 1,622354 LN_IBOV + 0,531140 LN_REAL - 2,625391$$

■ Perú:

$$y_1 : LN_INCA = -1,085988 LN_SOL + 5,734628$$

$$y_2 : LN_INCA = -4,883117 LN_SOL + 9,510125$$

Donde, según los resultados obtenidos en las tablas 8.16 y 8.32, la probabilidad de pasar desde el modelo y_1 al modelo y_2 , de un período de tiempo a otro, para Brasil es de 10,8 % y un 3,8 % para Perú. Para el caso contrario, la probabilidad de pasar desde el modelo y_2 al y_1 es de 7,7 % para Brasil y 6,4 % para Perú. Lo mismo se puede extrapolar a los modelos MS-VAR de Chile, México, Colombia y Argentina.

Dados los valores obtenidos en las matrices de transición de los modelos MS-VAR se pueden estimar los valores esperados a modo de proyección para realizar un análisis de corto plazo y así los agentes involucrados puedan estimar las medidas necesarias ante posibles eventualidades del mercado. Además pueden aplicarse las propiedades de las mismas cadenas de markov para análisis probabilísticos de largo plazo en base a los diferentes escenarios analizados.

10 | DISCUSIÓN

Dado el análisis comparativo realizado en la presente memoria en base a los distintos enfoques utilizados, surge como principal tema de discusión la cantidad de modelos que pueden considerarse como posibles estados dentro de un modelo MS-VAR para las series financieras. Esto dependerá netamente del comportamiento de los datos en el tiempo, lo que se puede observar a priori de manera gráfica. Matemáticamente, ([Akgül et al., 2015](#)) realizan un estudio más profundo acerca de cómo identificar los diferentes estados según los antecedentes recopilados. En primera instancia, el objetivo de este acercamiento es meramente comparativo.

Cuando se habla de relación de variables a largo plazo, sobre todo al hablar de variables financieras y económicas, se tiene que tener en consideración que es imposible determinar un modelo 100 % certero dada la complejidad que traen consigo los indicadores para este tipo de análisis. Si bien se pueden plantear relaciones de causalidad y cointegración, la realidad es que detrás de cada variable existe una infinidad de otras variables que interfieren en su comportamiento. Es por esto que queda para debate la inclusión de indicadores macroeconómicos para un estudio más en profundidad acerca de la cointegración entre los principales índices bursátiles y los tipos de cambio nominales de las economías emergentes de América Latina.

11 | LIMITACIONES

De la mano con los temas de discusión que se dejan planteados en este estudio, una de las principales limitaciones a la hora de analizar una relación causa-efecto con indicadores económicos, es la omisión de muchas variables que son influyentes en el comportamiento e incluso en el mismo cálculo de estos. El no considerar algunos de los factores críticos pueden ocasionar resultados sesgados, espúreos y hasta incluso incorrectos.

Otro de los factores limitantes a la hora de realizar estudios económicos, es la falta de base de datos o el difícil acceso que se tiene a ellas. Un análisis riguroso de este tipo de indicadores requiere de una larga data, para lo cual se hace aún más difícil obtenerlos cuando corresponden a datos internacionales.

Bibliografía

- Abdalla, I. S. and Murinde, V. (1997). Exchange rate and stock price interactions in emerging financial markets: evidence on india, korea, pakistan and the philippines. *Applied financial economics*, 7(1):25–35. [5](#)
- Akgül, I., Bildirici, M., and Özdemir, S. (2015). Evaluating the Nonlinear Linkage between Gold Prices and Stock Market Index Using Markov-Switching Bayesian VAR Models. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 210:408–415. [5](#), [6.4.8](#), [10](#)
- Bahmani-Oskooee, M. and Baek, J. (2016). Do exchange rate changes have symmetric or asymmetric effects on the trade balance? Evidence from U.S.??Korea commodity trade. *Journal of Asian Economics*, 45:15–30. [2](#), [5](#)
- Bahmani-Oskooee, M. and Saha, S. (2015). On the relation between stock prices and exchange rates: a review article. *Journal of Economic Studies*, 42(4):707–732. [5](#)
- Bartram, S. M. and Bodnar, G. M. (2012). Crossing the lines: The conditional relation between exchange rate exposure and stock returns in emerging and developed markets. *Journal of International Money and Finance*, 31(4):766–792. [5](#)
- Baruník, J. and Dvořáková, S. (2015). An empirical model of fractionally cointegrated daily high and low stock market prices. *Economic Modelling*, 45:193–206. [5](#)
- Bodnar, G. M. and Gentry, W. M. (1993). Exchange rate exposure and industry characteristics: evidence from canada, japan, and the usa. *Journal of international Money and Finance*, 12(1):29–45. [5](#)
- Branson, W. H. (1981). Macroeconomic determinants of real exchange rates. [6.3](#)
- Diamandis, P. F. and Drakos, A. A. (2011). Financial liberalization, exchange rates and stock prices: Exogenous shocks in four latin america countries. *Journal of Policy Modeling*, 33(3):381–394. [5](#)
- Dornbusch, R. and Fischer, S. (1980). Exchange rates and the current account. *The American Economic Review*, pages 960–971. [6.3](#)
- Fernández, P. (1998). Apuntes de econometría. Santiago de Chile, Universidad Técnica Federico Santa María. [6.4.1](#)

- Fuenzalida, D., Mongrut, S., and Nash, M. (2008). Stock splits en la bolsa de valores de lima:¿ afectan el rendimiento y la liquidez de los títulos? *Estudios Gerenciales*, 24(109):11–36. [2](#)
- González Fonseca, Y. J., Martínez Díaz, F. E., Parra Robayo, E., Trujillo Moreno, K., Chavarro Miranda, F., et al. (2012). *Invertir... la mejor alternativa*. PhD thesis, Universidad de la Sabana. [2](#)
- Gujarati, D. N. and Porter, D. C. (2004). *Econometría*, volume 5. México DF: McGraw Hill. [6.4.1](#)
- Gutiérrez Urzúa, M., Yañez Alvarado, M., and Umaña Hermosilla, B. (2012). Análisis de la política de pago de dividendos en empresas chilenas. *Estudios Gerenciales*, 28(123):27–42. [2](#)
- Hoffmann, A. O. and Shefrin, H. (2014). Technical analysis and individual investors. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 107:487–511. [2](#)
- Hong, Y., Tu, J., and Zhou, G. (2007). Asymmetries in stock returns: statistical tests and economic evaluation. *Review of Financial Studies*, 20(5):1547–1581. [5](#)
- Hsu, C.-C., Yau, R., and Wu, J.-Y. (2009). Asymmetric exchange rate exposure and industry characteristics: evidence from japanese data. *Hitotsubashi Journal of Economics*, pages 57–69. [5](#)
- Jain, A. and Biswal, P. C. (2016). Dynamic linkages among oil price, gold price, exchange rate, and stock market in India. *Resources Policy*, 49:179–185. [5](#)
- Kalli, M. and Griffin, J. E. (2014). Time-varying sparsity in dynamic regression models. *Journal of Econometrics*, 178(2):779–793. [5](#)
- Koitsiwe, K. and Adachi, T. (2015). Relationship between mining revenue , government consumption , exchange rate and economic growth in Botswana. *Contaduría y Administración*, 60:133–148. [5](#)
- Lin, C.-H. (2012). The comovement between exchange rates and stock prices in the Asian emerging markets. *International Review of Economics & Finance*, 22(1):161–172. [2](#), [5](#)
- Lovengreen, N. (2012). Memoria en análisis de cointegración para las variables tipo de cambio nominal e índices bursátiles. Universidad Técnica Federico Santa María, Valparaíso, Chile. [2](#), [6.2](#)
- Marcus, A. J., Bodie, Z., and Kane, A. (2004). *Essentials of investments*. Nueva York: McGraw Hill. [2](#)
- Miliades, C. (1992). *Economía internacional*. Nueva York: McGraw Hill, 2 edition. [6.1](#)
- Pan, M.-S., Fok, R. C.-W., and Liu, Y. A. (2007). Dynamic linkages between exchange rates and stock prices: Evidence from East Asian markets. *International Review of Economics and Finance*, 16(4):503–520. [5](#)

- Patel, J., Shah, S., Thakkar, P., and Kotecha, K. (2015). Predicting stock market index using fusion of machine learning techniques. *Expert Systems with Applications*, 42(4):2162–2172. 5
- Pesaran, M. H., Shin, Y., and Smith, R. J. (2001). Bounds testing approaches to the analysis of level relationships. *Journal of applied econometrics*, 16(3):289–326. 5
- Phylaktis, K. and Ravazzolo, F. (2005). Stock prices and exchange rate dynamics. *Journal of International Money and Finance*, 24(7):1031–1053. 5
- Qiao, Y. (1996). Stock prices and exchange rates: experiences in leading east asian financial centres-tokyo, hong kong and singapore. *Singapore Economic Review*. 5
- Shin, Y., Yu, B., and Greenwood-Nimmo, M. (2014). Modelling asymmetric cointegration and dynamic multipliers in a nonlinear ardl framework. In *Festschrift in Honor of Peter Schmidt*, pages 281–314. Springer. 5
- Sosa, M. and Ortiz, E. (2015). Desequilibrios cambiarios y crisis : Canadá , México , Japón y Reino Unido vs dólar de EE . UU . (1994-2014). *Contaduría y Administración*, 60:106–127. 5
- Sui, L. and Sun, L. (2016). Spillover effects between exchange rates and stock prices: Evidence from BRICS around the recent global financial crisis. *Research in International Business and Finance*, 36:459–471. 5
- Uribe, J. M., Jiménez, D. M., and Fernández, J. (2015). Regímenes de volatilidad del tipo de cambio en Colombia e intervenciones de política. *Investigación Económica*, 74(293):131–170. 2
- Weatherford, J. (1997). *La historia del dinero: De la piedra arenisca al ciberespacio*. Andrés Bello. 2
- Zahedi, J. and Rounaghi, M. M. (2015). Application of artificial neural network models and principal component analysis method in predicting stock prices on Tehran Stock Exchange. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 438:178–187. 5

A | Series Originales

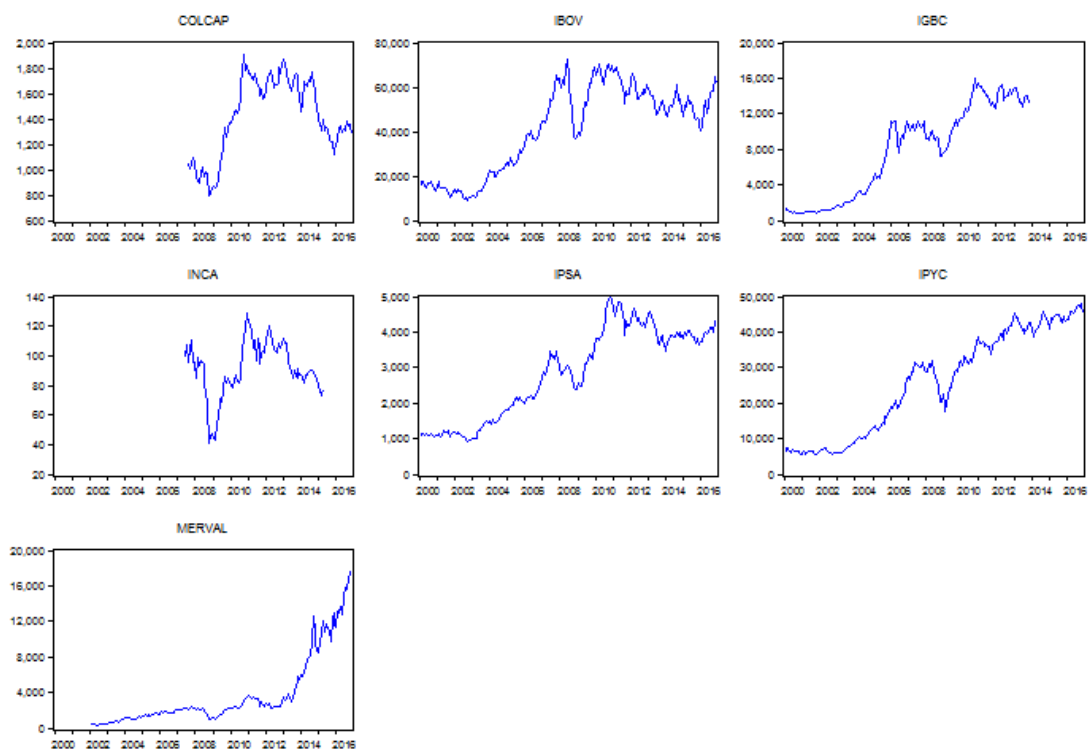


Figura A.1: Índices bursátiles de los países en estudio.

(Fuente: Datos obtenidos de Económática)

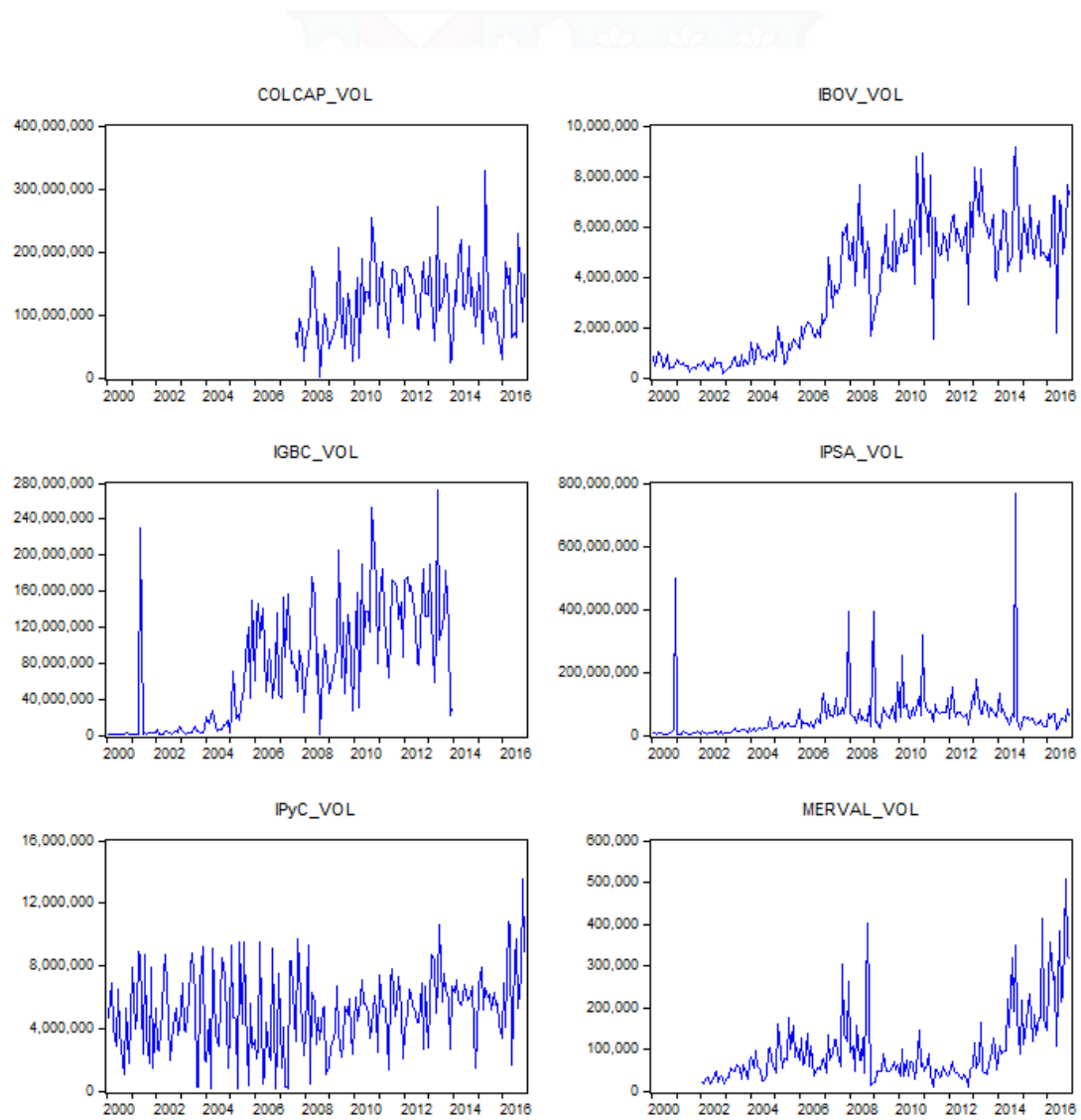


Figura A.2: Volumen de transacción índices bursátiles según país.

(Fuente: Datos obtenidos de Economática)

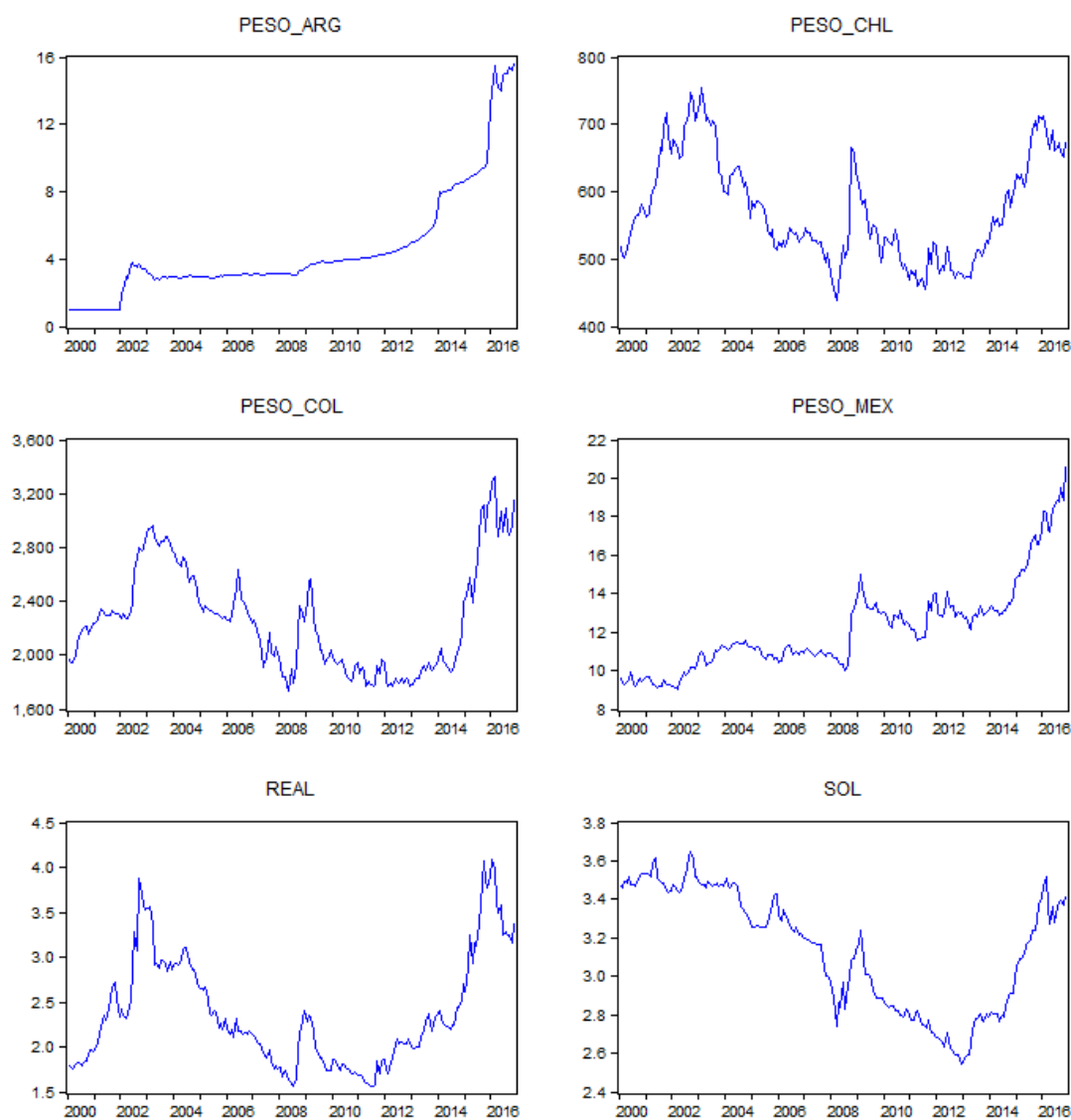


Figura A.3: Paridad nominal en moneda nacional con respecto a 1 dólar estadounidense.

(Fuente: Datos obtenidos del Banco Central de Chile)

B | Series Logarítmicas

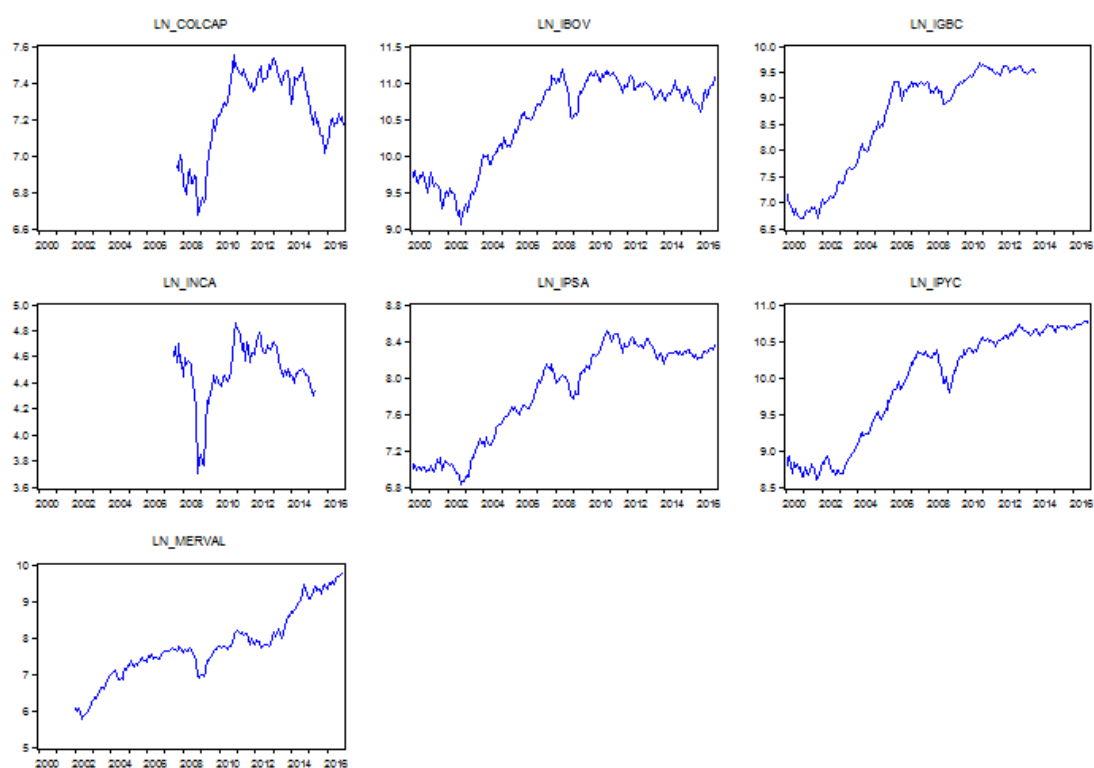


Figura B.1: Logaritmo natural de los índices bursátiles de los países en estudio.

(Fuente: Elaboración propia)

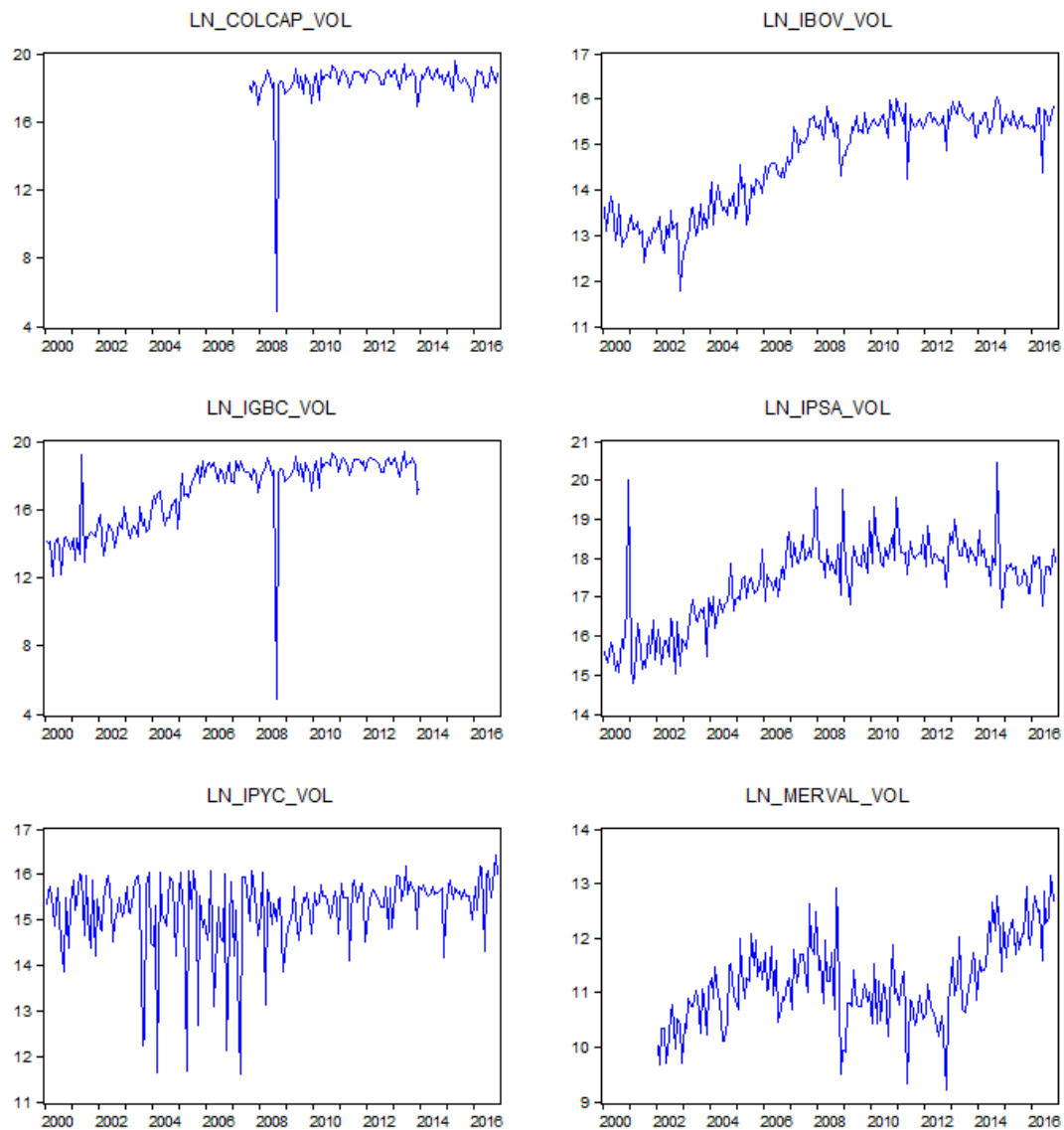


Figura B.2: Logaritmo natural del volumen de transacción de los índices bursátiles según país.

(Fuente: Elaboración propia)

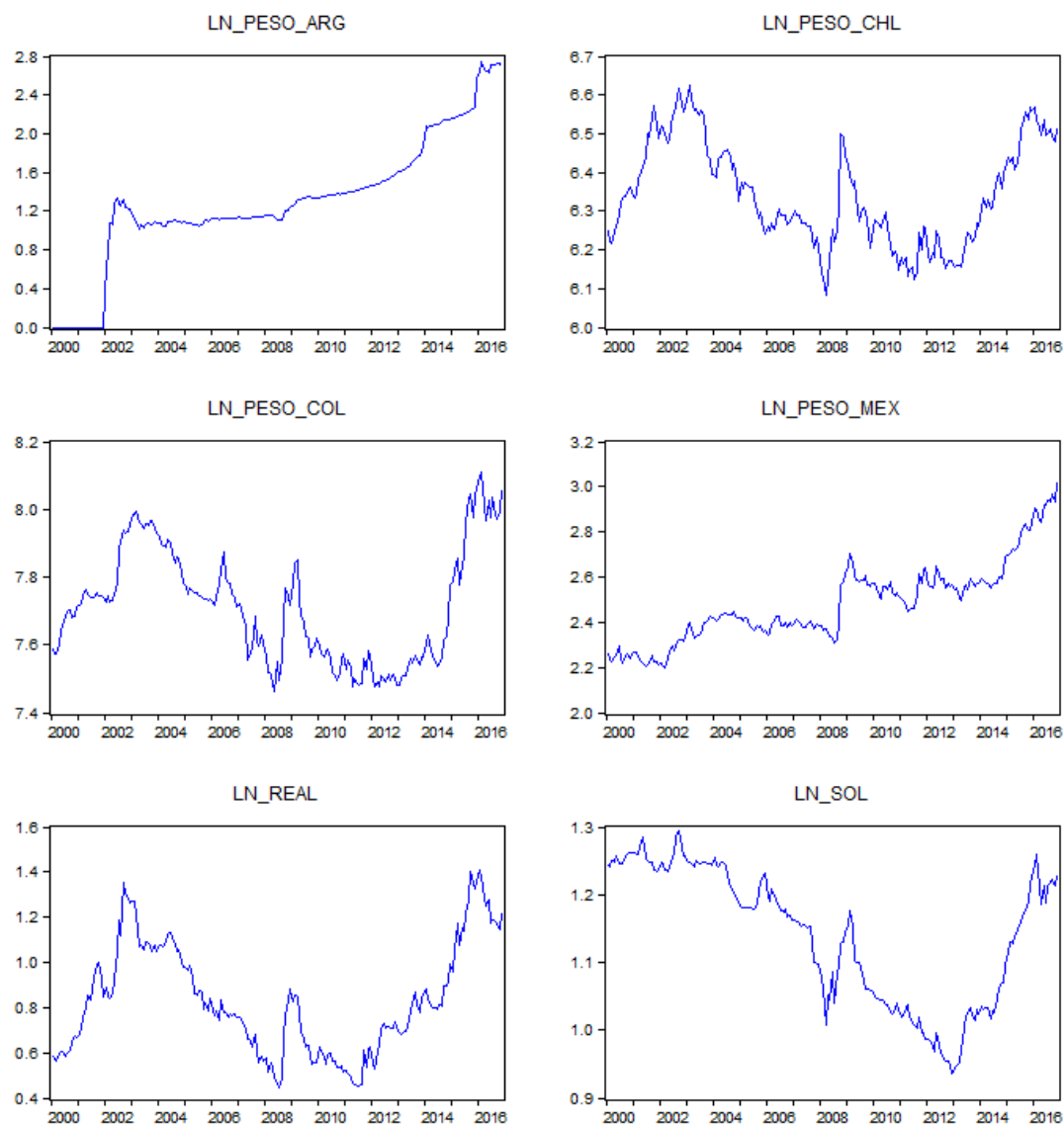
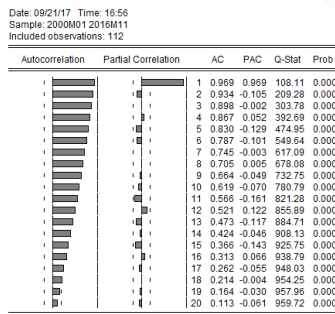


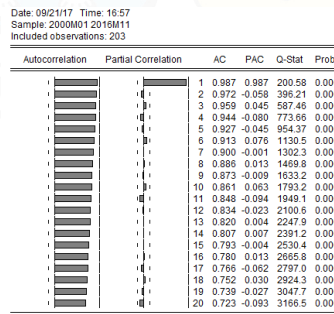
Figura B.3: Logaritmo natural de la paridad nominal en moneda nacional con respecto a 1 dólar estadounidense.

(Fuente: Elaboración propia)

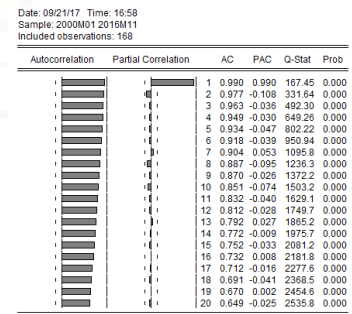
C Correlogramas Series Logarítmicas



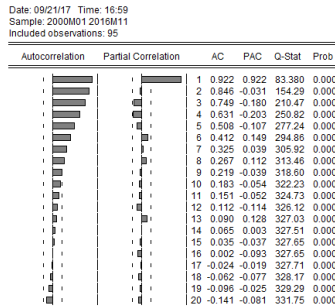
(a) LN_COLCAP



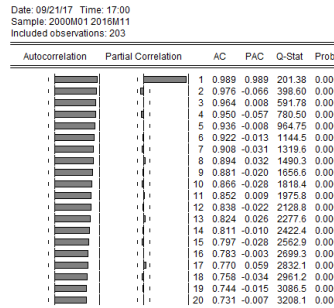
(b) LN_IBOV



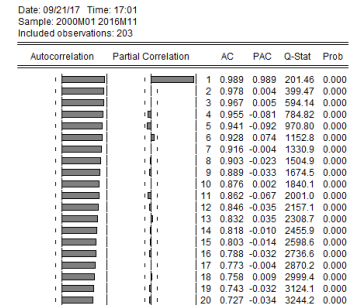
(c) LN_IGBC



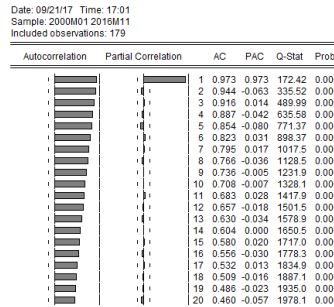
(d) LN_INCA



(e) LN_IPSA



(f) LN_IPYC



(g) LN_MERVAL

Figura C.1: Correlogramas logaritmo natural series de índices bursátiles.

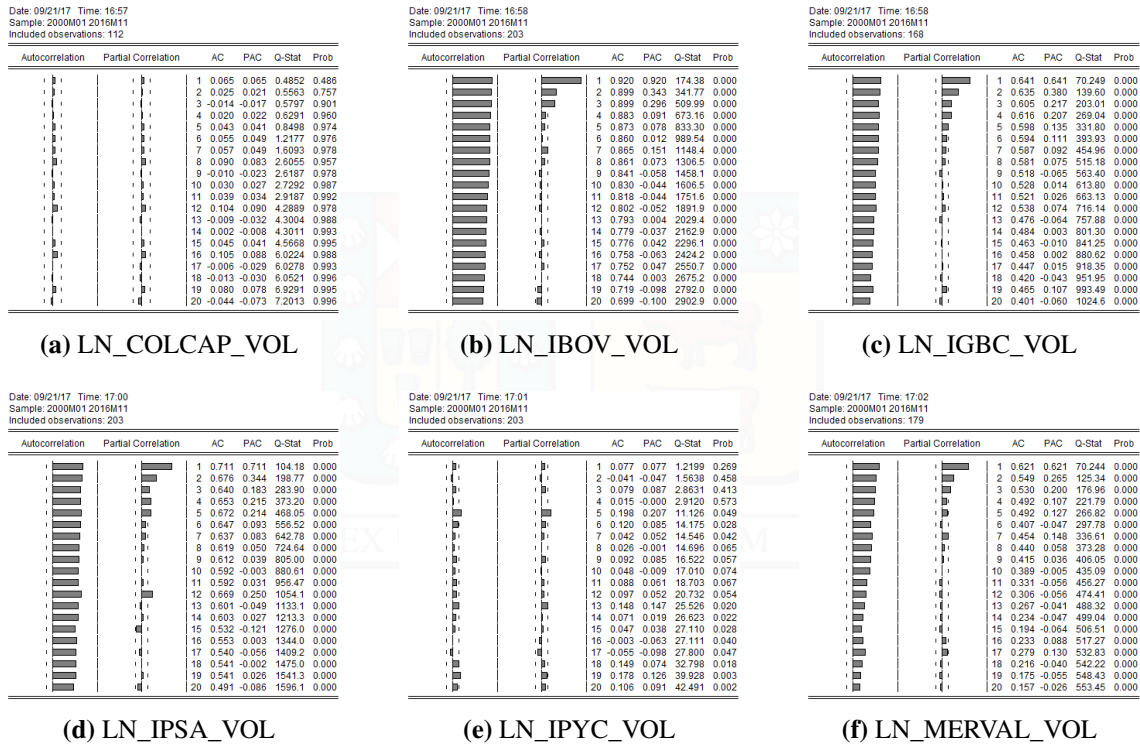


Figura C.2: Correlogramas logaritmo natural volúmen de transacción de índices bursátiles.

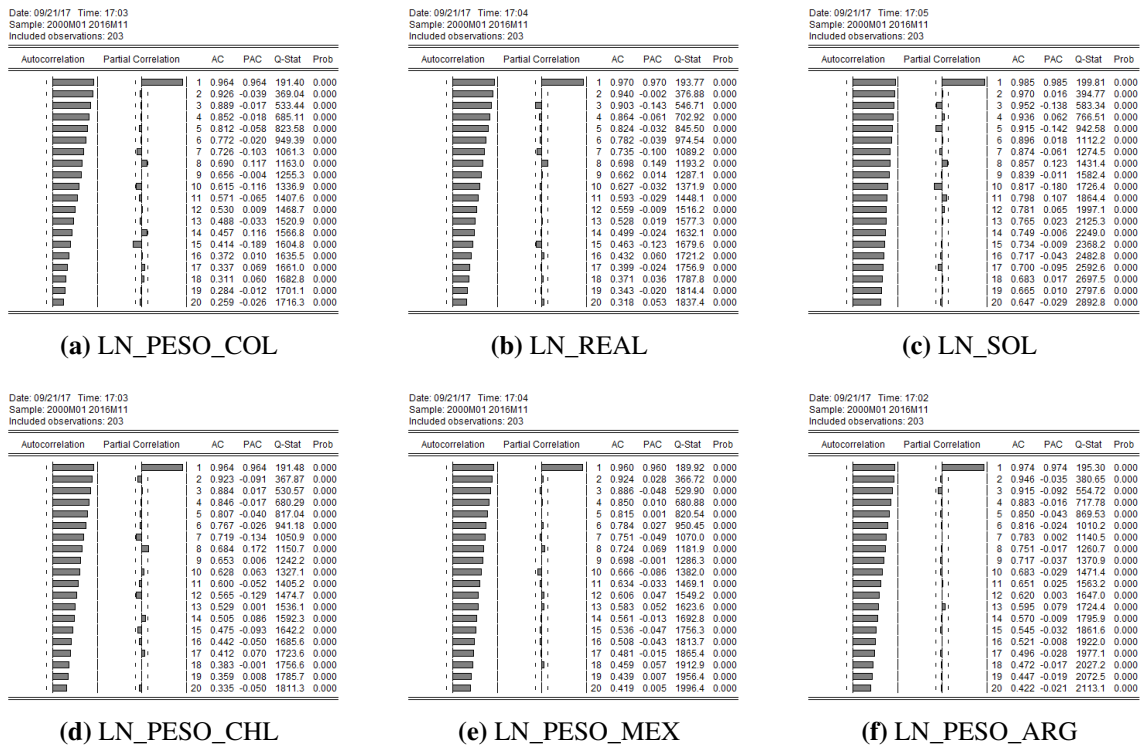


Figura C.3: Correlogramas logaritmo natural series de paridades en moneda nacional.

D | Valores críticos test cointegración

A continuación se presentan los valores críticos para un test de cointegración con respecto a la cantidad de variables, el nivel de significancia y el tipo de modelo utilizado: con intercepto y sin tendencia (C) o con intercepto y con tendencia (CT).

Nro. de var.	Modelo	1 %	5 %	10 %
2	C	-3,90	-3,34	-3,04
	CT	-4,32	-3,78	-3,50
3	C	-4,29	-3,74	-3,45
	CT	-4,66	-4,12	-3,84
4	C	-4,64	-4,10	-3,81
	CT	-4,97	-4,43	-4,15
5	C	-4,96	-4,42	-4,13
	CT	-5,25	-4,72	-4,43

Tabla D.1: Valores críticos Test Cointegración.

Fuente: *Estimation and Inference in Econometrics* de Davidson & MacKinnon.