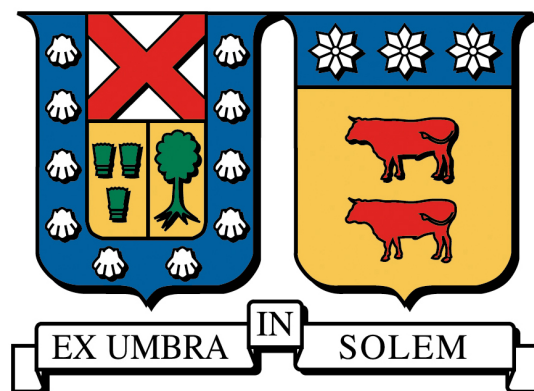


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS
VALPARAISO- CHILE



**SPILLOVERS EN EL PRECIO Y LA VOLATILIDAD ENTRE
LOS MERCADOS ACCIONARIOS Y DE DIVISAS PARA EL
PERÍODO ANTES Y DESPUÉS DE LA CRISIS SUBPRIME**

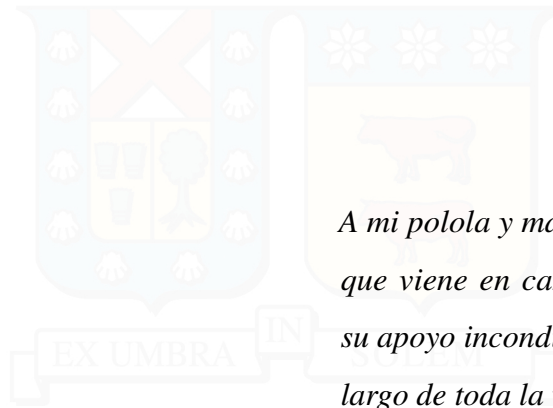
FELIPE IGNACIO EVANS CLERY

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA : SR. WERNER KRISTJANPOLLER R.
PROFESOR CORREFERENTE : SR. RODOLFO SALAZAR A.

AGOSTO 2015





*A mi polola y madre de mi primera hija
que viene en camino, Ayleen Díaz por
su apoyo incondicional y compañía a lo
largo de toda la vida universitaria.*

*A mis papas, abuelos, tíos y amigos por
su ayuda y apoyo a lo largo de todos
estos años.*

*Al profesor Werner Kristjanpoller por
su guía en este trabajo y por la buena
disposición durante los últimos años.*

RESUMEN EJECUTIVO

La presente investigación analiza los Spillovers en el precio y la volatilidad entre los retornos de los índices bursátiles y del tipo de cambio para 5 países de Latinoamérica (Brasil, Chile, Colombia, México y Perú) antes y después de la crisis Subprime) empleando dos métodos; El primero, un modelo **EGARCH bivariado** y, el segundo, un modelo de **Correlación Cruzada** mediante la utilización de modelos GARCH-tipo univariados para estimar los residuos estandarizados y estandarizados al cuadrado de los retornos de las series.

El primer período de estudio es comprendido entre enero de 2003 y diciembre de 2007 con 1008 observaciones, y el segundo desde enero de 2009 hasta diciembre de 2013 con un total de 1000 observaciones. Se excluye el año 2008 de la muestra con el fin de estudiar los efectos que se produjeron después y no durante la crisis.

En un primer análisis estadístico a los retornos de las series, es posible observar que para los períodos antes y después de la crisis existe un exceso de curtosis y presencia de asimetría en los datos, evidenciando mediante el estadístico de Jarque-Bera que los retornos no siguen una distribución normal respecto a la media. Mediante las pruebas de ADF y PP se comprueba que las series de retornos son estacionarias para ambos períodos. El test de cointegración de Johansen nos indica que las series no se encuentran cointegradas para ambos períodos, antes y después de la crisis.

Los resultados de la estimación del modelo EGARCH bivariado ponen en evidencia que existen efectos spillovers significativos desde los precios del mercado de divisas hacia los precios del mercado de acciones para Brasil y Colombia en el período antes de la crisis

y únicamente para Brasil en el período después de ésta. Los resultados también avalan la existencia de efectos spillovers en el precio significativos desde el mercado de valores hacia el de divisas para todos los países en los períodos antes y después de la crisis.

Por otro lado, se comprobó la existencia de spillovers en la volatilidad desde el mercado de accionario hacia el de divisas para Colombia y Perú antes de la crisis, y para México y Perú después de ésta. Finalmente, para Colombia y Perú se comprobó la existencia de spillovers desde los mercados de divisas hacia los mercados accionarios antes de la crisis y para México después de ésta.

Los resultados de la prueba de correlación cruzada (CCF) avalan la información obtenida con el modelo EGARCH Bivariado, ya que, dejan en evidencia la existencia de spillovers en el precio desde los mercados accionarios y de divisas y viceversa. También es posible apreciar que los efectos spillovers en la volatilidad existen mayoritariamente desde el mercado accionario al de divisas.

Palabras Clave: EGARCH Bivariado, GARCH, GJR-GARCH, EGARCH, Funcion de Correlacion Cruzada, Volatilidad, Spillover.



Índice de Contenidos

1. Introducción	1
2. Hipótesis	3
3. Objetivos	5
3.1. Objetivo General	5
3.2. Objetivo Específico	5
4. Alcance	7
5. Marco Teórico	9
5.1. Causalidad de los Mercados orientada en el Flujo	9
5.2. Causalidad de los Mercados orientada en el Mercado	10
5.2.1. Canal Directo	10
5.2.2. Canal Indirecto	10
5.3. Causalidad en la Media y en la Varianza	11
5.4. Cointegración	12
5.5. Spillovers de volatilidad y los modelos de tipo GARCH	13
6. Datos y Metodología	15
6.1. Datos	15
6.2. Metodología	15
6.2.1. Retornos	15
6.2.2. Análisis de Asimetría	16
6.2.3. Análisis de Curtosis	17
6.2.4. Análisis del estadístico Jarque y Bera (JB)	18
6.2.5. Prueba de Ljung-Box	19
6.2.6. Prueba de Dickey Fuller Aumentado (ADF)	19
6.2.7. Prueba de Phillips Perron (PP)	20
6.2.8. Prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S)	20
6.2.9. Prueba de Cointegración de Johansen	21
6.2.10. Modelo EGARCH Bivariado	22
6.2.11. Modelos GARCH-tipo Univariados	24
6.2.12. Prueba de Cross-Correlation	27

7. Resultados	29
7.1. Análisis de las series de datos	29
7.2. Test de Cointegración de Johansen	37
7.3. Modelo EGARCH bivariado	40
7.3.1. Spillovers en el Precio	40
7.3.2. Spillovers en la Volatilidad	43
7.4. Modelos GARCH-tipo univariados	46
7.4.1. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los índices bursátiles (antes de la crisis)	47
7.4.2. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los índices bursátiles (después de la crisis)	49
7.4.3. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los tipo de cambio (antes de la crisis)	49
7.4.4. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los tipo de cambio (después de la crisis)	51
7.5. Función de Cross-Correlation	55
8. Conclusiones y Recomendaciones	59
9. Bibliografía	61
10. Anexos	65

Índice de Tablas

7.1. Estadística descriptiva para los retornos de los Índices Bursátiles	35
7.2. Estadística descriptiva para la tasa de cambio del Tipo de Cambio	36
7.3. Prueba de Phillip Perron sobre estacionalidad de las series	38
7.4. Orden de Integración de las Series	38
7.5. Resultados de la Prueba de Johansen para probar Cointegración	39
7.6. Estimación modelo EGARCH bivariado antes de la crisis	41
7.7. Estimación modelo EGARCH bivariado después de la crisis	42
7.8. Persistencia en la Volatilidad	44
7.9. Impacto de la Asimetría en la Volatilidad	45
7.10. Estimación de la volatilidad de los Índices Bursátiles (antes de la crisis)	48
7.11. Estimación de la volatilidad de los Índices Bursátiles (después de la crisis)	50
7.12. Estimación de la volatilidad de los Tipos de Cambio (antes de la crisis)	52
7.13. Estimación de la volatilidad de los Tipos de Cambio (después de la crisis)	53
7.14. Correlación cruzada de los residuos estandarizados y residuos estandarizados al cuadrado obtenidos de los modelos GARCH univariados presentados en la Tabla 7.10 y Tabla 7.12 (antes de la crisis)	57
7.15. Correlación cruzada de los residuos estandarizados y estandarizados al cuadrado resultantes de los modelos GARCH presentados en la Tabla 7.11 y Tabla 7.13 (después de la crisis)	58



Índice de Figuras

7.1. Índice Bovespa y tipo de cambio BRL/USD	29
7.2. Índice de Precio Selectivo de Acciones y tipo de cambio CLP/USD	30
7.3. Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia y tipo de cambio COP/USD	30
7.4. Índice de Precios y Cotizaciones y tipo de cambio MXN/USD	30
7.5. Índice General de la Bolsa de Valores de Lima y tipo de cambio PEN/USD	30
7.6. Retornos: IBOV y tipo de cambio BRL/USD	31
7.7. Retornos: IPSA y tipo de cambio CLP/USD	31
7.8. Retornos: IGBC y tipo de cambio COP/USD	31
7.9. Retornos: IPyC y tipo de cambio MXN/USD	31
7.10. Retornos: IGBVL y tipo de cambio PEN/USD	32
10.1. Algoritmo para modelos GARCH univariados	66



1 | Introducción

Desde principio de los años 70, varios países desarrollados y algunos en vías de desarrollo, entre ellos Chile, reformaron sus economías y liberalizaron sus sistemas financieros como consecuencia de la *crisis de la deuda del tercer mundo*. Desde entonces, los mercados financieros globales han experimentado grandes cambios estructurales debido a la integración de la economía, la globalización, tecnología y flujo de información lo que ha generado relaciones dinámicas entre los mercados accionarios y los mercados de divisas mundiales, es por ello que durante los últimos 25 años la integración de los mercados ha traído grandes implicaciones para las decisiones económicas y financieras, ya que, este grado de integración afecta el funcionamiento de los mercados de valores y la capacidad de diversificación de los inversores locales y extranjeros, especialmente cuando se trata de la creación de carteras de inversiones nacionales como internacionales.

Debido a las reformas económicas que han adoptado los países a lo largo del tiempo, se han producido crisis financieras que han afectado a todos los países con una economía abierta, en menor o mayor medida, respectivamente, como lo fue la crisis subprime o también conocida como la crisis de las hipotecas de alto riesgo.

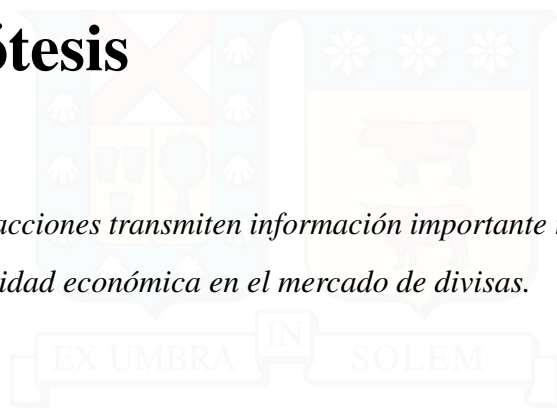
En esta investigación se analizarán las dinámicas de corto plazo de los Spillovers en el precio y la volatilidad entre los mercados accionarios y de divisas para 5 países de Latinoamérica (Brasil, Chile, Colombia, México y Perú) durante todo el período antes y después de la crisis de las hipotecas de Estados Unidos en 2008. Para ello, se implementará un modelo EGARCH bivariado y un modelo de Correlación Cruzada (CCF).

El modelo EGARCH bivariado nos ayudará no sólo para especificar la dinámica de corto plazo, sino también para examinar el mecanismo de transmisión de volatilidad entre los dos mercados para los dos períodos, antes y después de la crisis subprime. También, con el modelo de Correlación Cruzada, analizaremos la causalidad en la Media y en la Varianza entre los dos mercados.



2 | Hipótesis

Los precios de las acciones transmiten información importante respecto a la predicción de cambios en la actividad económica en el mercado de divisas.





3 | Objetivos

3.1. Objetivo General

Analizar mediante un modelo EGARCH bivariado y un modelo de correlación cruzada los Spillovers en el precio y la volatilidad entre el mercado accionario y de divisas para 5 países de Latinoamérica (Brasil, Chile, Colombia, México y Perú) durante los períodos antes y después de la crisis de las hipotecas de Estados Unidos. Para así, concluir respecto a la transmisión de información entre los mercados accionarios y de divisas. El primer periodo data desde enero de 2003 a diciembre de 2007 y el segundo, desde enero de 2009 a diciembre de 2013.

3.2. Objetivo Específico

- Comprender el modelo EGARCH bivariado y el de correlación cruzada que serán utilizados para determinar la existencia de spillovers en el precio y en la volatilidad.
- Comprender los modelos GARCH, GJR-GARCH y EGARCH que serán los utilizados para modelar la volatilidad de los índices bursátiles y de los tipos de cambio.
- Obtener y analizar estadísticamente la base de datos de los índices bursátiles y los tipos de cambio correspondiente a Brasil, Chile, Colombia, México y Perú.
- Implementar los modelos GARCH-M, Correlación Cruzada (CCF) y EGARCH bivariado mediante los softwares matemáticos Eviews y RatsPro, respectivamente.
- Analizar cualitativa y cuantitativamente los resultados obtenidos sobre los efectos

Spillovers en los precios y la volatilidad entre los mercados accionarios y de divisas comparando para cada país los escenarios antes y después de la crisis.

- Interpretar y comparar los resultados obtenidos de los distintos modelos y concluir al respecto.



4 | Alcance

El estudio se realizará para el tipo de cambio é índice bursátil más representativo de cinco países de Latinoamérica. Estos son:

1. Brasil

- Real brasileiro (BRL): Moneda representativa del Brasil. Su circulación es regulada por el Banco Central de Brasil. Actualmente el Real es la moneda con mayor valor de Latinoamérica.
- IBOV: El Índice Bovespa es un índice bursátil compuesto de unas 50 compañías que cotizan en la Bolsa de Sao Paulo

2. Chile

- Peso chileno (CLP): Moneda representativa de Chile. Su circulación es regulada por el Banco Central de Chile.
- IPSA: El Índice de Precio Selectivo de Acciones es el principal índice bursátil de Chile, elaborado por la Bolsa de Comercio de Santiago. Corresponde a un indicador de rentabilidad de las 40 acciones con mayor presencia bursátil.

3. Colombia

- Peso colombiano (COP): Moneda representativa de Colombia. Su circulación es regulada por el Banco de la República de Colombia.
- IGBC: El Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia es el índice bursátil más representativo de Colombia creado por la Bolsa de Valores de Colombia (BVC).

4. México

- **Peso mexicano (MXN):** Moneda oficial de México. Su circulación es regulada por el Banco de México. El Peso Mexicano es la octava moneda más negociada en el mundo, es la más negociada de América Latina y la tercera más negociada en toda América.
- **IPyC:** El Índice de Precios y Cotizaciones es el principal índice bursátil de la Bolsa Mexicana de Valores, está constituido por las 35 empresas con mayor liquidez en este mercado.

5. Perú

- **Nuevo sol peruano (PEN):** Unidad monetaria representativa de Perú. Su circulación es regulada por el Banco Central de Reserva del Perú.
- **IGBVL:** El Índice General de la Bolsa de Valores de Lima es el principal índice bursátil de Perú y se determina a partir de una cartera formada por las acciones más significativas de la negociación bursátil, seleccionadas con base en su frecuencia de negociación, monto de negociación y número de operaciones.

La serie histórica de valores para los tipos de cambio corresponde al valor nominal de la divisa de cada país expresada como divisa base (dólar americano) sobre la moneda doméstica. En cambio, la serie histórica de los índices bursátiles está expresada en la moneda doméstica para cada país. La base de datos tiene una frecuencia diaria y comienza en enero de 2003 y termina en diciembre de 2013.

Cabe destacar que hay muchos factores que pueden llegar a influir en la dinámica entre los mercados accionarios y de divisas, pero para esta investigación solo se tomará en cuenta la data histórica.

5 | Marco Teórico

En la teoría, no existe un consenso sobre la relación dinámica o causalidad entre el mercado accionario y el de divisas. Las posibles relaciones que estos mercados pudiesen tener se han abordado principalmente de 2 formas, la primera es la **orientada en el flujo** propuesta por Dornbush y Fisher (1980) y la segunda es **orientada en el mercado** por Branson y Frankel (1983).

5.1. Causalidad de los Mercados orientada en el Flujo

Se basa en la idea que el tipo de cambio está determinado en gran medida por la balanza comercial de un determinado país. Esta orientación asume que los tipos de cambio de moneda extranjera pueden afectar la competitividad internacional y la balanza comercial. En consecuencia, afectan el ingreso real de cada país. Este modelo, sugiere una relación positiva entre el precio del tipo de cambio y los índices bursátiles. La relación de causalidad que existe desde el tipo de cambio hacia precio de las acciones se explica mediante la depreciación de la moneda local, lo que hace que las firmas locales sean más competitivas haciendo que sus exportaciones sean más baratas en el mercado internacional. Mayores exportaciones llevan a mayores ingresos para la firma, y por ende una mayor apreciación en el precio de las acciones de la firma.

5.2. Causalidad de los Mercados orientada en el Mercado

Según este modelo, el tipo de cambio está determinado por la oferta y demanda de activos financieros como las acciones y bonos. Estos modelos se pueden distinguir como el saldo de la cartera de inversiones y los modelos monetarios. Un modelo de equilibrio de cartera de inversiones como el propuesto por Branson y Henderson (1985), sugiere una relación negativa entre el precio de las acciones y los tipos de cambio. Por lo tanto, los precios de las acciones tienen un impacto en el tipo de cambio. Estos modelos suponen una cartera diversificada a nivel internacional y el tipo de cambio en equilibrio con la demanda y la oferta de activos financieros nacionales y extranjeros. De acuerdo con el modelo de balance de portafolio, un aumento en los rendimientos de las cotizaciones bursátiles nacionales dará lugar a la depreciación de la moneda doméstica. Esto se puede explicar a través de dos canales, el **directo** y el **indirecto**.

5.2.1. Canal Directo

El canal directo nos dice que un incremento de los precios de las acciones estimulará las decisiones para las carteras de los inversores. Por ende, van a comprar más activos domésticos y vender los extranjeros al mismo tiempo con el fin de tener moneda nacional disponible para la compra de nuevos activos domésticos. Este mecanismo conlleva a la depreciación de la moneda nacional.

5.2.2. Canal Indirecto

El canal indirecto se basa en la siguiente causalidad; Un aumento de los activos de valores nacionales se traduce en el crecimiento de la riqueza, lo que lleva a los inversores nacionales a aumentar su demanda, lo que a su vez conduce a un aumento de las tasas de interés. Como consecuencia, un interés más alto estimulará la demanda externa de la moneda nacional con el fin de comprar nuevos activos domésticos. Por ende, la moneda nacional se apreciará. Dado que el valor de un activo financiero se determina por el valor presente de los flujos de caja esperados, y el tipo de cambio se determina por todos los

factores macroeconómicos que afectan el valor esperado. Entonces, si existen factores comunes que afectan a las dos variables, entonces, las innovaciones de precios de acciones pueden afectar o ser afectados por la dinámica del tipo de cambio.

5.3. Causalidad en la Media y en la Varianza

Los primeros estudios que especifican la relación entre los precios de las acciones y los tipos de cambio se basan en una regresión simple y en una correlación entre las dos variables. En un primer estudio, Frank y Young (1972) informó que no hubo interacciones significativa entre las dos variables. Por el contrario, Aggarwal (1981) encontró para el período post-Brettonwoods, una correlación positiva entre el precio de las acciones de EE.UU. y los tipos de cambio efectivos. Utilizando datos mensuales para el tipo de cambio efectivo dólar de EE.UU. y el índice de valores de EE.UU. durante el período 1980-1986, Soenen y Hennigan (1988) encontraron una fuerte correlación negativa entre las dos variables.

Según estos autores, la volatilidad del tipo de cambio afecta negativamente a la operación del negocio y la competitividad internacional de las empresas multinacionales. Kanas y Kouretas (2002) implementaron el procedimiento de la función de correlación (CCF) sugerido por Cheung y Ng (1996) para estudiar la causalidad en la varianza y los spillovers entre cuatro mercados oficiales de América Latina y los mercados paralelos para la moneda extranjera. En su estudio, Caporate (2002) proporciona evidencia empírica de una relación entre los precios de las acciones y la volatilidad del tipo de cambio en cuatro países de Asia oriental. Luego Cheung y Ng emplearon el método CCF de dos pasos para la prueba de la causalidad en varianza (CIV) durante los períodos pre y post de la crisis de Asia oriental de 1997. Encontraron que, en la muestra antes de la crisis, los precios de las acciones conducen a tipos de cambio negativos en Japón y Corea del Sur (en concordancia con el enfoque de cartera) y positiva en Indonesia y Tailandia. En estos dos últimos países, después de la aparición de la crisis, los efectos secundarios se encuentran de manera bidireccional.

5.4. Cointegración

Las investigaciones empíricas inicialmente se centraron en la relación contemporánea entre las variaciones del tipo de cambio y la rentabilidad del mercado de valores y no utilizaron series de tiempo de las dos variables para ver su relación. De hecho, tal restricción es impuesta por supuestos econométricos relativos a la no estacionariedad en las principales series de tiempo macroeconómicas y financieras. Estacionariedad es estrictamente necesario a fin de evitar regresiones espurias. Generando las primeras diferencias de las dos variables de series de tiempo, podemos perder un poco de información en relación con una posible combinación lineal de las dos variables. Phylaktis y Ravazzolo (2005) sugieren que el uso de la técnica de cointegración supere el problema de la no estacionariedad y permite la investigación en los niveles y las diferencias de los índices bursátiles y tipos de cambio. Bahmani-Oskooee y Sohrabian (1992) fueron de los primeros en utilizar la cointegración y pruebas de causalidad de Granger para especificar la dirección de la causalidad entre las dos variables para los principales países industriales. Los resultados obtenidos muestran que, al menos en el corto plazo no hay causalidad bidireccional entre las dos variables. Muchos otros estudios empíricos se han aplicado para los diferentes países.

Ajayi y Mougoue (1996) investigaron la naturaleza de la relación entre los precios de acciones y tipo de cambio para ocho países industriales durante el período 1985-1991 y detectaron importantes relaciones de corto plazo y de retroalimentación de largo plazo entre los precios de las acciones y los tipos de cambio.

5.5. Spillovers de volatilidad y los modelos de tipo GARCH

En la actualidad existe bastante literatura empírica sobre la relación dinámica entre los tipos de cambio y los índices bursátiles. Muchos de estos estudios empíricos se basan en modelos ARCH generalizados (GARCH) para especificar los spillovers de volatilidad entre los distintos activos financieros en los diferentes países. Por ejemplo, So (2001) estudió la relación dinámica entre la tasa de interés y el valor de cambio del dólar de EE.UU. a través del modelo EGARCH multivariable de Nelson (1991). Él encontró que existen spillovers de volatilidad entre los dos mercados, lo que indica que sus segundos momentos están relacionados. La evidencia empírica sugiere que estos dos mercados tienen interacciones dinámicas de corto plazo. Kanas (2000) estudió el impacto de los spillovers de volatilidad entre los rendimientos de las acciones y los tipos de cambio de seis países; EE.UU., Reino Unido, Japón, Alemania, Francia y Canadá, y encontró evidencia de spillovers de volatilidad asimétrica en el rendimiento de las acciones y en las variaciones del tipo de cambio en cinco de los seis países, Alemania es la excepción. La evidencia empírica apoya el efecto spillover de volatilidad asimétrica y muestra que los movimientos del precio de las acciones afectarán a la dinámica futura del tipo de cambio. La volatilidad del tipo de cambio tiene menos efecto directo sobre los mercados accionarios.



6 | Datos y Metodología

6.1. Datos

Los datos corresponden a los valores diarios de cierre del Tipo de Cambio y los Índices Bursátiles de cinco países de Latinoamérica. Los Índices Bursátiles son: Índice Bovespa (IBOV) de Brasil, el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) de Colombia, el Índice General de la Bolsa de Valores de Lima (IGBVL) de Perú, el Índice de Precios y Cotizaciones (IPyC) de México y el Índice de Precio Selectivo de Acciones (IPSA) de Chile. Los índices bursátiles fueron extraídos de la base de datos del software ECONOMÁTICA, en cambio, los tipos de cambio que están expresados en moneda local por dólares americanos (USD) fueron extraídos del sitio web del Banco Central de Chile. El período de la muestra comprende desde el 02/01/2003 al 30/12/2013.

6.2. Metodología

6.2.1. Retornos

El período de muestra nos permite explorar las relaciones de corto plazo entre los precios de las acciones y los tipos de cambio antes y después de producida la crisis subprime en 2008. Por lo tanto, se determinó subdividir todo el período en dos subperíodos, antes y después de producida la crisis. En el resto del trabajo, los retornos de las series de datos se calculan como:

$$r_{i,t} = 100 \ln \left(\frac{P_{i,t}}{P_{i,t-1}} \right) \quad (6.1)$$

$$s_{i,t} = 100 \ln \left(\frac{S_{i,t}}{S_{i,t-1}} \right) \quad (6.2)$$

Donde $P_{i,t}$ representa el índice de precios en el mercado de renta variable para la moneda i , en el período t , $r_{i,t}$ es la rentabilidad del índice bursátil i en el período t . Además, $S_{i,t}$ representa la tasa de cambio de la moneda i (moneda local por unidad del dólar) en el tiempo t . Por último, $s_{i,t}$ es el retorno del tipo de cambio en el momento t .

6.2.2. Análisis de Asimetría

Corresponde al tercer momento de una serie de tiempo y tiene como objetivo medir las desviaciones con respecto a la media, para así conocer si es que éstas se inclinan positiva o negativamente.

El coeficiente de asimetría es representado por $S(x)$ y se calcula según la siguiente ecuación:

$$S(x) = E \left[\frac{(X - \mu_x)^3}{\sigma_x^3} \right] \quad (6.3)$$

Sobre el supuesto de normalidad la asimetría se distribuye asintóticamente como una normal con media cero y varianza $6/T$.

La hipótesis nula y alternativa se pueden expresar como:

$$H_o : S(r) = 0$$

$$H_a : S(r) \neq 0$$

El t estadístico se calcula como:

$$t = \frac{\widehat{S}(r)}{\sqrt{6/T}}$$

- Si $S(r) > 0$, la distribución es asimétrica positiva, o a la derecha.
- Si $S(r) < 0$, la distribución es asimétrica negativa, o a la izquierda.
- Si $S(r) = 0$, no implica que la distribución sea simétrica, pero si es posible asegurar que si la distribución es simétrica, entonces $S(r) = 0$.

Analizar la asimetría sirve para poner en evidencia la asimetría positiva en las series, lo que contribuye a decir que la distribución de las series son de cola pesada.

6.2.3. Análisis de Curtosis

Es el cuarto momento con respecto a la media y corresponde a una medida de forma. Trata de estudiar la proporción de la varianza que se explica por la combinación de datos extremos respecto a la media en contraposición con datos un poco alejados de la misma. De igual forma sirve para dimensionar la forma de las colas, y su coeficiente se define como:

$$K(x) = E \left[\frac{(X - \mu_x)^4}{\sigma_x^4} \right] \quad (6.4)$$

Sobre el supuesto de normalidad curtosis se distribuyen asintóticamente como una normal con media cero y varianza $24/T$.

La hipótesis nula y alternativa se pueden expresar como:

$$H_o : K(r) - 3 = 0$$

$$H_a : K(r) - 3 \neq 0$$

El t estadístico se calcula como:

$$t = \frac{\widehat{K}(r) - 3}{\sqrt{24/T}}$$

El exceso de curtosis se calcula como $K - 3$. Según este criterio, la distribución puede ser:

- Leptocúrtica: Si $K(r) > 3$, lo que significa que la distribución es más apuntada y con colas más anchas que la normal.
- Mesocúrtica: Si $K(r) = 3$, que corresponde a la distribución normal.
- Platicúrtica: Si $K(r) < 3$, con una distribución menos apuntada y con colas más estrechas que la normal.

Una mayor curtosis implica una mayor concentración de datos muy cerca de la media de la distribución coexistiendo al mismo tiempo con una relativamente elevada frecuencia de

datos muy alejados de la misma. Esto explica una forma de la distribución de frecuencias con colas muy elevadas y con un centro muy apuntado.

Es necesario estimar este parámetro y así evidenciar un exceso de curtosis, que va a contribuir para decir de que las series podrían distribuirse como cola pesada.

6.2.4. Análisis del estadístico Jarque y Bera (JB)

Este test creado por Jarque y Bera (1987) combina los estadísticos de Asimetría y curtosis para generar un solo test sobre la normalidad de la distribución. Mide que tanto se desvían los coeficientes de asimetría y curtosis. El coeficiente de Jarque y Bera se calcula como:

$$JB = \frac{\widehat{S}^2(r)}{\sqrt{6/T}} + \frac{(\widehat{K}(r) - 3)^2}{\sqrt{24/T}} \quad (6.5)$$

Bajo la siguiente hipótesis nula y alternativa:

H_0 : Los errores se distribuyen normalmente

H_a : Los errores no se distribuyen normalmente

- Si $JB > 0$, entonces la distribución es sesgada a la derecha, es decir, presenta mayor número de observaciones a la izquierda.
- Si $JB < 0$, entonces la distribución es sesgada a la izquierda, es decir, presenta mayor número de observaciones a la derecha.

Como se mencionó anteriormente, éste estadístico une las pruebas de asimetría y curtosis en una sola, y permite poner en evidencia el tipo de distribución de las series de datos. Ya que se está tratando con este tipo de series, lo más probable es que arroje un tipo de distribución de cola pesada, evidenciado por un exceso de curtosis y una asimetría positiva.

6.2.5. Prueba de Ljung-Box

Esta prueba permite probar en forma conjunta de que todos los coeficientes de autocorrelación son simultáneamente iguales a cero, esto es que son independientes, está definida como:

$$LB = n(n+2) \sum_{k=1}^m \left(\frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \right) \sim \chi^2_{(m)} \quad (6.6)$$

Donde n es el tamaño de la muestra, y m la longitud del rezago.

La hipótesis nula y alternativa pueden escribirse como:

H_o : Las autocorrelaciones son independientes.

H_a : Las autocorrelaciones no son independientes.

Para este análisis se realizaron pruebas de Ljung-Box para longitud del rezago de 20, tanto para el cuadrado de los residuos como para la serie normal, con el fin de poder determinar si existe o no autocorrelación en los rezagos de las series.

6.2.6. Prueba de Dickey Fuller Aumentado (ADF)

Es una prueba de raíz unitaria para un conjunto más amplio y complejo de series de tiempo, a diferencia de la prueba de DF simplemente. Corresponde a un número negativo, y mientras más negativo sea, más fuerte es el rechazo de la hipótesis nula que plantea la existencia de raíz unitaria. Para ello, el test añade términos diferenciados de la variable dependiente y en el lado derecho de la regresión:

$$\Delta y_t = \mu + \gamma y_{t-1} + \delta_1 + \Delta y_{t-1} + \delta_2 + \Delta y_{t-2} + \dots + \delta_{p-1} + \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t \quad (6.7)$$

Se plantea la siguiente hipótesis nula y alternativa:

$$H_o : \gamma = 0$$

$$H_a : \gamma < 0$$

Un resultado importante obtenido por Fuller es que la distribución asintótica del estadístico t sobre γ es independiente del número de retardos de la serie en primeras diferencias incluídos en la regresión del test ADF.

6.2.7. Prueba de Phillips Perron (PP)

Es un método no paramétrico para controlar la correlación serial de orden elevado en una serie. El test de regresión contenido en el test PP es el proceso autorregresivo AR(1):

$$\Delta y_t = \alpha + \beta y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6.8)$$

El test PP realiza una corrección del estadístico t sobre el coeficiente γ en la regresión AR(1) para considerar la correlación serial en el término ε .

Al igual que la prueba ADF, la prueba de PP sirve para poder determinar si existe o no raíz unitaria en la serie.

6.2.8. Prueba de Kolmogorov-Smirnov (K-S)

Es un método no paramétrico para corroborar la existencia de normalidad en la serie. El test de K-S se calcula según:

$$D = \max_{1 \leq i \leq N} \left(F(Y_i) - \frac{i-1}{N}, \frac{i}{N} - F(Y_i) \right) \quad (6.9)$$

Donde, F es la distribución normal acumulativa y N es el número de observaciones e i es la observación i -ésima en la muestra.

Se plantea la siguiente hipótesis nula y alternativa:

H_o : La serie sigue una distribución normal.

H_a : La serie no sigue una distribución normal.

6.2.9. Prueba de Cointegración de Johansen

Según Soren Johansen la mayor parte de las series temporales son no estacionarias y las técnicas convencionales de regresión basadas en datos no estacionarios tienden a producir resultados espurios. Sin embargo, las series no estacionarias pueden estar cointegradas si alguna combinación lineal de las series llega a ser estacionaria. Es decir, la serie puede deambular, pero en el largo plazo hay fuerzas económicas que tienden a empujarlas a un equilibrio. Por lo tanto, las series cointegradas no se separarán muy lejos unas de otras debido a que ellas están enlazadas en el largo plazo.

En orden de comprobar si existen cointegración entre las series, realizamos las pruebas de cointegración de Johansen, las cuales, se basan en un vector autoregresivo (VAR):

$$y_t = A_1 y_{t-1} + \dots + A_p y_{t-p} + Bx_t + \epsilon_t \quad (6.10)$$

donde y_t es un vector de k variables no estacionarias $I(1)$, x_t es un vector de d variables determinísticas, y ϵ_t es un vector de innovaciones. Este modelo se puede resumir en la forma:

$$\Delta y_t = \prod y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta y_{t-i} + Bx_t + \epsilon_t \quad (6.11)$$

donde se cumple que:

$$\prod = \sum_{i=1}^p A_i - I, \Gamma_i = - \sum_{j=i+1}^p A_j$$

El teorema de representación de Granger afirmar que si la matriz de coeficientes $\prod$

tiene un orden reducido $r < k$, entonces existen $k * r$ matrices α y β de orden r , tal que $P = \alpha\beta'$ y $\beta'y_t$ es estacionaria, donde r es el número de relaciones de cointegración (orden de integración).

6.2.10. Modelo EGARCH Bivariado

Las dependencias no lineales pueden ser capturadas por un modelo condicionalmente heteroscedastico autorregresivo (EGARCH). Las ecuaciones de medias condicionales para los retornos de las acciones r_t y los tipo de cambio s_t se expresan $R_{i,t}$, donde $i = 1, 2$ (Retornos de las acciones = 1, Retornos del tipo de cambio = 2):

$$R_{i,t} = \alpha_{i,0} + \sum_{j=1}^2 \alpha_{i,j} R_{j,t-1} + \sum_{j=1}^2 \alpha_{i,j} R_{j,t-2} + \epsilon_{i,t} \quad \text{Para } i, j = 1, 2 \quad (6.12)$$

$$\epsilon_{i,t} | \Omega_{t-1} \rightarrow N(0, \sigma_{i,t}^2)$$

En la ecuación 6.12, $\alpha_{i,0}$ y $\alpha_{i,j}$ para $i = 1, 2$ y $j = 1, 2$ con $i \neq j$ son parámetros a estimar y, además, cabe destacar que un parámetro $\alpha_{i,j}$ significativo implica que el mercado i esta adelantado al mercado j o de otra manera, los precios actuales del mercado j se pueden utilizar para predecir los precios del mercado i . $\epsilon_{i,t}$ son los errores estocásticos. Ω_{t-1} es la información en el tiempo $t - 1$. $\sigma_{i,t}^2$ es la varianza condicional en el tiempo t de los retornos del tipo de cambio y de los índices bursátiles. De acuerdo con el modelo EGARCH bivariable, estas varianzas condicionales se pueden expresar de la siguiente manera:

$$\sigma_{i,t}^2 = \exp(c_{i,0} + \sum_{k=1}^2 b_{i,k} \log(\sigma_{i,t-k}^2) + \sum_{j=1}^2 \delta_{i,j} f_j(z_{j,t-1})) \quad \text{Para } i, j = 1, 2 \quad (6.13)$$

$$f_j(z_{j,t-1}) = (|z_{j,t-1}| - E|z_{j,t-1}| + \gamma_j z_{j,t-1}) \quad \text{Para } i, j = 1, 2 \quad (6.14)$$

$$\sigma_{i,j,t} = \rho_{i,j} \sigma_{i,t} \sigma_{j,t} \quad \text{Para } i, j = 1, 2 \text{ con } i \neq j \quad (6.15)$$

En las ecuaciones anteriores $z_{i,t} = \frac{\epsilon_{i,t}}{\sigma_{i,t}}$ son los residuales estandarizados para la variación en

el tipo de cambio y el retorno de los índices bursátiles.

La ecuación 6.13 modela de varianzas condicionales para la apreciación de los tipos de cambio y de los retornos de los índices bursátiles, y reflejan el modelo EGARCH(p,1) de las respectivas varianzas de $\epsilon_{i,t}$.

De acuerdo con el modelo EGARCH, la varianza está condicionada por sus propios valores pasados, así como en los valores pasados de sus residuos estandarizados. La persistencia de la volatilidad se mide por $\sum_{k=1}^p b_{i,k}$, para el retorno de los índices bursátiles y para la apreciación (depreciación) en el tipo de cambio.

Las varianzas condicionales son finitas si se cumple $\sum_{k=1}^p b_{i,k} < 1$. Además, es posible estimar el grado de persistencia en la volatilidad basado en la vida media de un **shock** en el mercado de divisas y de valores el cual se define como:

$$\frac{\ln(0, 5)}{\ln(\sum_{k=1}^p b_{i,k})} \quad (6.16)$$

La función $f_j(z_{j,t-1})$ presentada en la ecuación 6.14 es una función asimétrica de las innovaciones pasadas estandarizadas. De ésta se desprenden dos casos:

1. Para $z_{j,t-1} < 0$, la pendiente es $-1 + \gamma_j$.
2. Para $z_{j,t-1} > 0$, la pendiente es $1 + \gamma_j$.

Los términos $(|z_{j,t-1}| - E|z_{j,t-1}|)$ miden la magnitud del efecto de asimetría. Asumiendo un $\delta_{i,j}$ positivo, el impacto de $z_{j,t-1}$ sobre $\sigma_{i,t}^2$ sera positivo (negativo) si la magnitud de $z_{j,t-1}$ es mayor (menor) que su valor esperado.

Los Spillovers en la volatilidad a través de los mercados se miden por el término $\delta_{i,j}$ para $i, j = 1, 2$ y $i \neq j$. De manera similar, γ_j mide el signo de este efecto de asimetría, un γ_j negativo (positivo) implica que shocks negativos (positivos) incrementan más la volatilidad que si fuesen shocks positivos (negativos). La importancia del efecto de asimetría o efecto de apalancamiento, se puede medir por el ratio:

$$\frac{|-1 + \gamma_j|}{(1 + \gamma_j)} \quad (6.17)$$

La ecuación 6.15 especifica la covarianza condicional $\sigma_{i,j,t}$. Por último $\rho_{i,j}$ ($i \neq j$) es el coeficiente de correlación entre los mercados entre los términos de error estándar de las ecuaciones de los retornos de las acciones y del cambio en el tipo de cambio.

Según Bollerslev (1990), las correlaciones condicionales se suponen constantes en el tiempo. Con la asunción de normalidad y dada una muestra de T observaciones, la función logaritmo de verosimilitud de un modelo EGARCH bivariado se expresa de la siguiente manera:

$$L(\Theta) = -\frac{1}{2}NT \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T (\ln |Q_t| + \epsilon_t' Q_t^{-1} \epsilon_t) \quad (6.18)$$

Donde N es el número de ecuaciones (dos en este caso), T es el número de observaciones, Θ es un vector de parámetros a estimar, ϵ_t son los residuos en el tiempo t , y Q_t es la matriz de varianza-covarianza condicional con los elementos diagonales entregados por la ecuación 6.13 y los elementos cruzados entregados por la ecuación 6.15. La función de logaritmo verosimilitud se estima mediante el algoritmo de BHHH (Berndt, Hall and Hausman. 1974). Con el fin de investigar las transmisión de volatilidad entre los tipos de cambio y los retornos de las acciones, se estimó el EGARCH bivariado para las dos sub-muestras para los periodos antes y después de la crisis subprime utilizando el software RATS.

6.2.11. Modelos GARCH-tipo Univariados

Con el fin de poder realizar una prueba de robustez a los resultados que se pueden obtener del modelo EGARCH bivariado, se aplica un enfoque univariado basado en los modelos del tipo GARCH-M.

Según la literatura, los rendimientos de los dos mercados muestran fuertes efectos ARCH, por lo tanto, se estudiarán tres de las especificaciones más populares de estos modelos, como lo son los modelos **GARCH**, **EGARCH** y **GJRGARCH**.

Modelo GARCH

El primero es el modelo GARCH más simple debido a Bollerslev (1986). La volatilidad, σ_t^2 , se supone que representa de acuerdo a la ecuación:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (6.19)$$

Para la ecuación de la media de los retornos del tipo de cambio y rendimientos de las acciones se consideran (si son necesarias) con distintas especificaciones en la media. Para los dos rendimientos de los activos financieros, todas estas especificaciones se anidan en la ecuación:

$$r_t = \mu + r_{t-1} + \delta(\sigma_t^2)^p + \epsilon_t \quad (6.20)$$

El modelo tradicional GARCH-M establece $p = 1$ que supone que la rentabilidad esperada es proporcional a la variación de los rendimientos.

Modelo EGARCH

El segundo modelo es el GARCH exponencial (EGARCH) introducido por Nelson (1991), que parametriza el proceso de volatilidad como:

$$\log \sigma_t^2 = \alpha_1 + \alpha_2 \log \sigma_{t-1}^2 + \alpha_3 \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \alpha_4 \left[\frac{|\epsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} - E \left(\frac{|\epsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} \right) \right] \quad (6.21)$$

$$\log \sigma_t^2 = \alpha_1 + \alpha_2 \log \sigma_{t-1}^2 + \alpha_3 \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \alpha_4 \left[\frac{|\epsilon_{t-1}|}{\sigma_{t-1}} - E \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] \quad (6.22)$$

Este modelo tiene dos ventajas principales. En primer lugar, permite introducir **buenas noticias** y **malas noticias** y permite que éstas tengan un impacto diferente en la volatilidad, mientras que el modelo GARCH estándar no lo hace. En segundo lugar, el modelo EGARCH permite que las **grandes noticias** tengan un mayor impacto en la volatilidad que los modelos GARCH estándar.

El modelo general EGARCH a utilizar en este estudio es el siguiente:

$$\log \sigma_t^2 = C + \sum_{i=1}^p \alpha_i \left[\frac{|\epsilon_{t-i}|}{\sigma_{t-i}} - E \sqrt{\frac{2}{\pi}} \right] + \sum_{j=1}^q \beta_j \log \sigma_{t-j}^2 + \gamma \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \quad (6.23)$$

Modelo GJRGARCH

El modelo final se debe a Glosten, Jagannathan y Runkle (1993) (GJRGARCH). En su artículo, Glosten et al. (1993) sugieren un modelo GARCH-M modificado que permite a los rendimientos inesperados positivos y negativos tener diferentes impactos en la varianza condicional (Glosten et al. 1993, p. 1799). Engle y Ng (1993) encuentran que este es el mejor modelo paramétrico para explicar los datos de stock de retorno japoneses (por ejemplo, Engle y Ng 1993, p. 1776). Este modelo especifica el proceso de volatilidad como:

$$\sigma_t^2 = \alpha_1 + \alpha_2 \sigma_{t-1}^2 + \alpha_3 \epsilon_{t-1}^2 + \gamma d_{t-1} \epsilon_{t-1}^2 \quad (6.24)$$

donde $d_{t-1} = 1$ si $\epsilon_{t-1} < 0$ y 0 en caso contrario.

En este modelo, las innovaciones **negativas** ($\epsilon_t < 0$) y las innovaciones **positivas** ($\epsilon_t > 0$) tienen efectos diferentes sobre la varianza condicional. Las innovaciones **positivas** tienen un impacto de α_3 , mientras que las **negativas** tienen un impacto de $\alpha_3 + \gamma$. Si $\gamma > 0$, decimos que existe un efecto de apalancamiento. Si $\gamma \neq 0$, el impacto noticia es asimétrica.

Para evitar cualquier estimación espuria, la selección del modelo GARCH-M univariado para cada serie de retornos en ambos subperíodos se basa en el criterio del coeficiente de Akaike.

El modelo final a utilizar en este estudio es:

$$\sigma_t^2 = \alpha_1 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \gamma d_{t-1} \epsilon_{t-1}^2 \quad (6.25)$$

6.2.12. Prueba de Cross-Correlation

El siguiente paso de esta metodología de causalidad es definir los residuos estandarizados y los residuos estandarizados al cuadrado para las series r_t y s_t . De acuerdo con Cheung y Ng (1996), éstos se dan como:

$$U_t = \left[\frac{(r_t - \mu_{r,t})^2}{\sigma_{r,t}^2} \right] = \epsilon_t^2 \quad (6.26)$$

$$V_t = \left[\frac{(s_t - \mu_{s,t})^2}{\sigma_{s,t}^2} \right] = \zeta_t^2 \quad (6.27)$$

con ϵ_t y ζ_t siendo los residuos estandarizados. Adicionalmente, se define $r_{UV}(k)$ como la muestra de correlación cruzada de la serie de los residuos estandarizados al cuadrado y $r_{\epsilon\zeta}(k)$ como la muestra de correlación cruzada de la serie de los residuos normalizados con el rezago de tiempo k . Los vectores $r_{\epsilon\zeta}(k)$ y $r_{UV}(k)$ se emplean para las prueba de Causalidad en la Media (*CIM*) y Causalidad en la Varianza (*CIV*), respectivamente. Por lo tanto, se pueden probar dos hipótesis independientes. En primer lugar, se puede probar la hipótesis nula de no causalidad en varianza contra la hipótesis alternativa de la causalidad en el rezago de tiempo k . El test estadístico de CCF viene dado por:

$$CCF statistic = \sqrt{T} \cdot r_{UV}(k) \quad (6.28)$$

En segundo lugar, se puede probar la hipótesis nula de no causalidad en la media contra la hipótesis alternativa de la causalidad en el rezago de tiempo k . El test estadístico de CCF viene dado por:

$$CCF statistic = \sqrt{T} \cdot r_{\epsilon\zeta}(k) \quad (6.29)$$

Para probar *CIM* se utilizan los niveles de los residuos estandarizados obtenidos mediante los modelos GARCH analizados anteriormente, de misma manera, para probar *CIV* se utilizan los cuadrados de los residuos estandarizados.



7 | Resultados

7.1. Análisis de las series de datos

La [Figura 7.1](#), [Figura 7.2](#), [Figura 7.3](#), [Figura 7.4](#) y [Figura 7.5](#) muestran la evolución de los Índices Bursátiles y del Tipo de Cambio durante el período 2003-2013 para los países de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú, respectivamente. Se puede apreciar que durante el período de 2008-2009 existe una caída abrupta en los precios tanto de los mercados accionarios como en los mercados de divisas para todos los países, además, en la [Figura 7.6](#), [Figura 7.7](#), [Figura 7.8](#), [Figura 7.9](#) y [Figura 7.10](#) se evidencia una alta volatilidad en los rendimientos de ambos mercados para todos los países en estudio, ésto debido a la crisis de las hipotecas de Estados Unidos, también conocida como crisis subprime, que afectó a todos los mercados Latinoamericanos debido al fuerte vínculo que existe entre éstos y Estados Unidos.

En la [Tabla 7.1](#) y [Tabla 7.2](#) se realiza un análisis estadístico descriptivo para los retornos de las series de los índices bursátiles y tipos de cambio de los países en estudio

Figura 7.1: Índice Bovespa y tipo de cambio BRL/USD

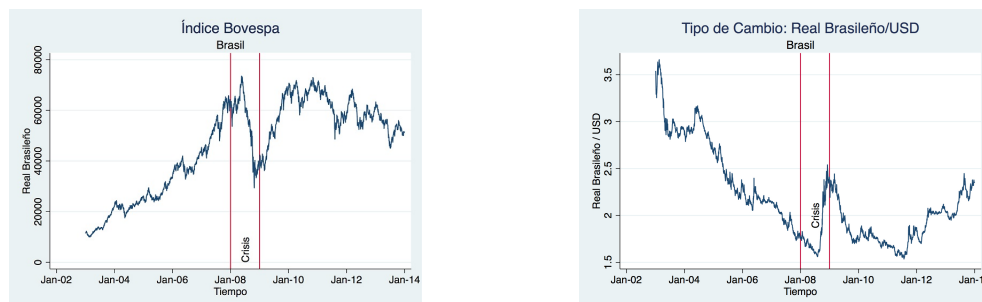


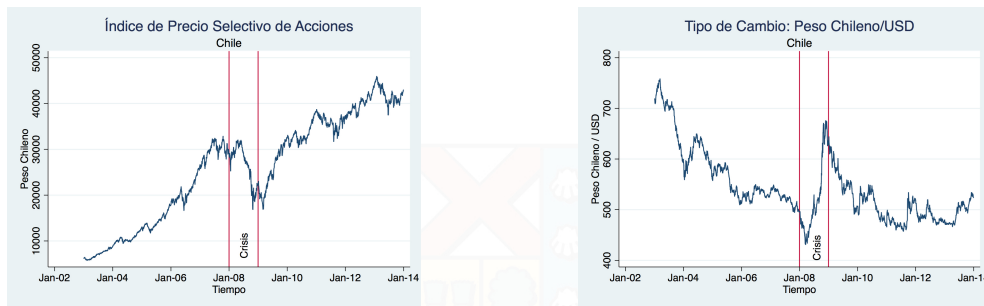
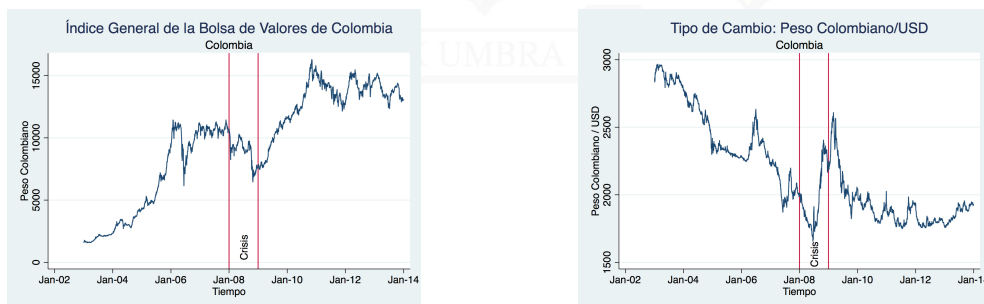
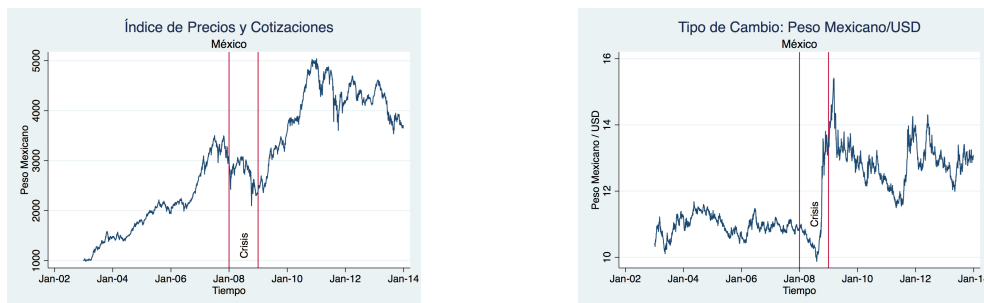
Figura 7.2: Índice de Precio Selectivo de Acciones y tipo de cambio CLP/USD**Figura 7.3:** Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia y tipo de cambio COP/USD**Figura 7.4:** Índice de Precios y Cotizaciones y tipo de cambio MXN/USD**Figura 7.5:** Índice General de la Bolsa de Valores de Lima y tipo de cambio PEN/USD

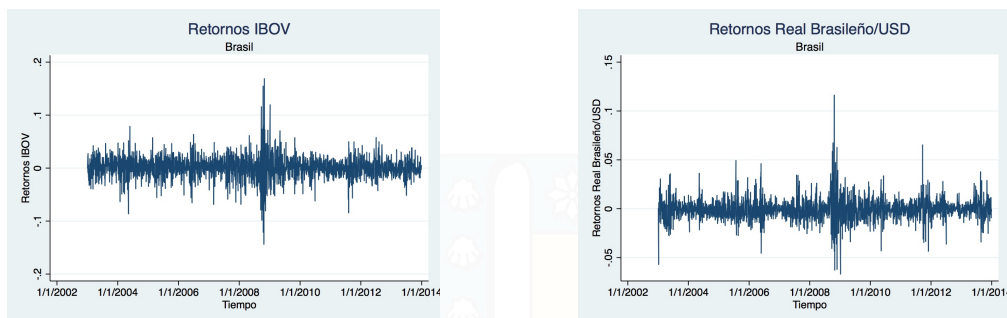
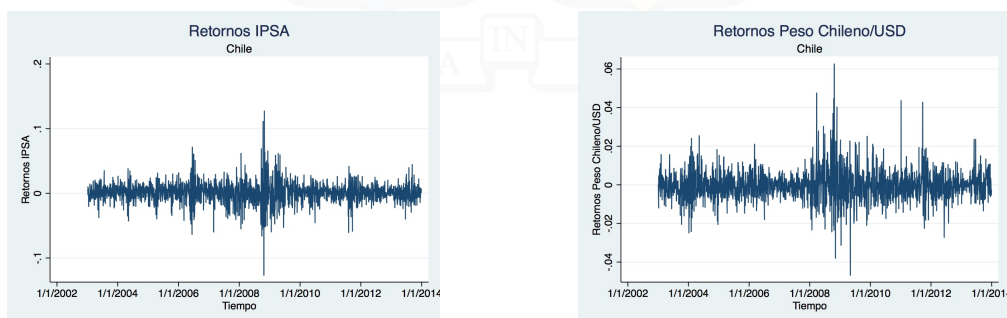
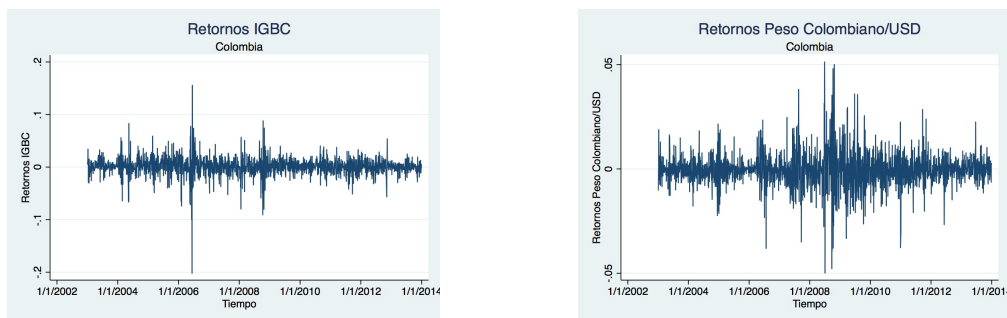
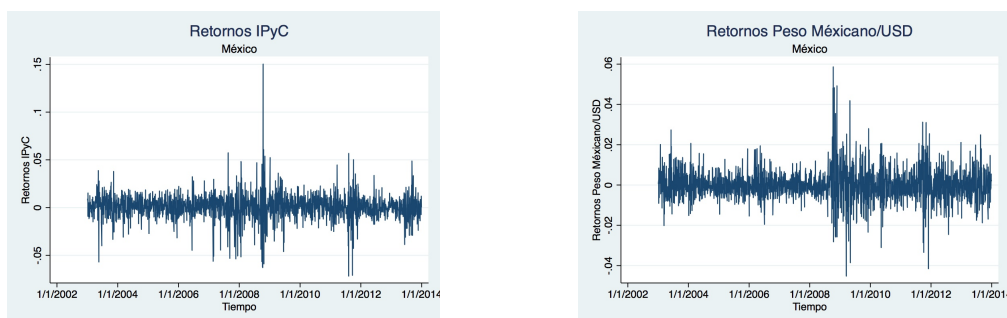
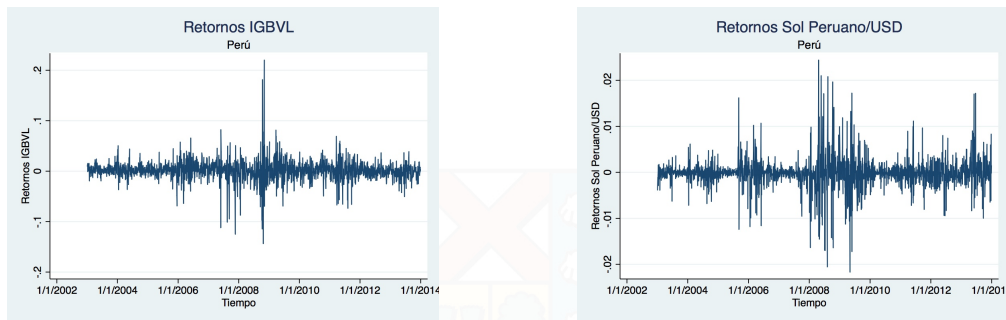
Figura 7.6: Retornos: IBOV y tipo de cambio BRL/USD**Figura 7.7:** Retornos: IPSA y tipo de cambio CLP/USD**Figura 7.8:** Retornos: IGBC y tipo de cambio COP/USD**Figura 7.9:** Retornos: IPyC y tipo de cambio MXN/USD

Figura 7.10: Retornos: IGBVL y tipo de cambio PEN/USD

durante los períodos antes y después de producida la crisis. En el Panel A1, es posible observar que el país que presenta una mayor desviación estándar respecto a la media es Colombia con un valor de 1,8598, seguido por Brasil con una desviación de 1,8289, Perú con un valor de 1,5409, Chile con una desviación estándar de 1,3131 y finalmente quien presenta la menor desviación estándar es México con un valor de 1,0797, lo que indica que el Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia es el mercado accionario más volátil de entre los 5 países antes de producida la crisis, resultado que es avalado por ser el mercado con la mayor fluctuación en sus retornos (diferencia entre el valor máximo y el mínimo), seguido por Perú que también posee una alta volatilidad dentro de los 5 países.

A su vez, México es el país que presenta la menor volatilidad y la diferencia más baja entre el valor máximo y el valor mínimo.

Análogamente, en el Panel A2 se puede observar que el país que posee la mayor desviación estándar es Brasil con un valor de 1,6616, seguido por Perú con una desviación de 1,6352, Chile con un valor de 1,2981, México con una desviación de 1,1318 y finalmente, con la menor desviación estándar se encuentra Colombia con un valor de 1,1142. Respecto a las fluctuaciones, el país que presenta la mayor diferencia entre el valor máximo y el valor mínimo es Perú, seguido por Brasil que a su vez son los dos países con la mayor volatilidad después de la crisis.

Durante este período, el país que presentó la menor volatilidad y la menor diferencia

entre el valor máximo y el valor mínimo fue Colombia, lo que posiciona al Índice General de la Bolsa de Valores de Colombia (IGBC) como el mercado accionario menos volátil entre los 5 países.

Respecto al tipo de cambio, en el Panel B1 se puede observar que el país con la mayor desviación estándar antes de producida la crisis es Brasil con un valor de 0,9624, seguido por Colombia con una desviación de 0,6272, Chile con un valor de 0,5795, México con una desviación estándar de 0,5244 y finalmente, Perú con un valor de 0,1963. A su vez, el país que presento la mayor diferente entre el valor máximo y el valor mínimo fue Brasil, seguido por Colombia lo que ratifica a ambos como los países con los mercados de divisas (respecto al dolar americano) más volátiles antes de la crisis.

De manera análoga, Perú fue el país que presento la menor desviación estándar y diferencia entre el valor máximo y el valor mínimo.

Finalmente, en el panel B2 podemos observar que después de producida la crisis, el país con la mayor desviación estándar es nuevamente Brasil con un valor de 0,9657, luego viene México con un valor de 0,8367, en tercer lugar Colombia con una desviación de 0,7405, Chile con un valor de 0,7350 y por último, Perú con una desviación estándar de 0,3020. Por otra parte, el mercado de divisas con la mayor fluctuación en sus retornos fue el de Brasil, seguido por Chile y México, lo que es esperable debido a sus desviaciones estándar.

Por último, el mercado de divisas de Perú se consolida como mercado menos volátil en el período, ya que, posee la menor desviación estándar y la menor diferencia entre el valor máximo y el valor mínimo después de producida la crisis.

En los Paneles A1, A2, B1 y B2, el estadístico de Jarque-Bera(JB) presenta rechazo a la hipótesis nula de distribución normal con un nivel significancia del 1 % para el caso de los 5 mercados accionarios, lo que implica la presencia de una distribución de cola pesada, evidenciado por la asimetría negativa que presentan el IBOV, IPSA, IGBC, IGBVL y el

IPyC antes y después de la crisis en el caso de los índices bursátiles y la asimetría positiva que presentan el Real Brasileño, el Peso Chileno, el Peso Colombiano y el Peso Mexicano antes de la crisis y la asimetría negativa que posee México después de la crisis en el caso de los tipos de cambio. Cabe destacar el exceso de curtosis presentado por los 5 países en estudio tanto, en los mercados accionarios como en los de divisas para los 2 períodos de estudio. Es por esto, que es necesario modelar las volatilidades tomando en cuenta la distribución de cola pesada.

La prueba de Ljung y Box representada por el estadístico Q, muestra rechazos a la hipótesis nula de no autocorrelación para los retornos de todos los tipos de cambio e índices bursátiles antes y después de la crisis, para los rezagos de orden 36 al nivel de significancia del 1 %. En el caso de los retornos al cuadrado, la prueba de Ljung y Box arroja para todos los países y todos los mercados la presencia de autocorrelación con un nivel de significancia del 1 %.

Estos resultados para la prueba de Ljung y Box implica la existencia de correlación serial en los retornos y en los retornos cuadrados para todos los mercados y períodos en estudio.

Por último, en la [Tabla 7.1](#) y [Tabla 7.2](#) se muestran los resultados para la prueba de raíz unitaria de Dickey Fuller Aumentado (ADF) y Phillips y Perron (PP). Se elige la longitud del rezago óptimo de la prueba ADF basado en el criterio de información de Schwarz (SIC), y los anchos de banda óptimo para la prueba de PP de estacionariedad con base en el criterio de Newey-West. Tanto para la prueba ADF como para PP, se rechaza la hipótesis nula de raíz unitaria, al nivel de significancia del 1 % para todos los índices bursátiles y tipos de cambio de los 5 países, antes y después de la crisis, lo que indica que las series de los retornos son estacionarias, lo que es una buena señal, ya que, mediante la utilización de las series de la diferencia del retorno logarítmico de los precios, se busca trabajar con series de este tipo, lo que es comprobado mediante las dos pruebas realizadas. Por lo tanto, podemos concluir que todas las series de los retornos son estacionarias.

Tabla 7.1: Estadística descriptiva para los retornos de los Índices Bursátiles

	BRASIL	CHILE	COLOMBIA	MÉXICO	PERÚ
Panel A1: Retorno de los Índices Bursátiles (antes de la crisis)					
Media	0,1694	0,1552	0,1881	0,1108	0,2506
Máximo	7,8726	7,1187	15,5426	5,7344	8,2050
Mínimo	-8,6263	-6,3715	-20,1906	-5,6934	-12,4861
Dev. std.	1,8289	1,3131	1,8598	1,0797	1,5409
Asimetría	-0,3632	-0,2873	-1,0683	-0,9054	-1,3355
Curtosis	4,5127	6,2022	24,3207	8,2734	15,7103
JB	118,1423***	444,0866***	19264,7200***	1304,3930***	7077,8320***
ADF	-32,3329***	-30,1366***	-30,0482***	-29,3941***	-28,0628***
PP	-32,3501***	-30,0972***	-30,0414***	-29,3727***	-28,0176***
Q(36)	36,4086***	48,7062***	51,6998***	33,4412***	78,5527***
Q(36) ²	80,1259***	548,7527***	491,1498***	136,3386***	162,3937***
Panel A2: Retorno de los Índices Bursátiles (después de la crisis)					
Media	0,0197	0,0625	0,0510	0,0391	0,0744
Máximo	7,0370	6,1778	5,3796	5,6688	8,1279
Mínimo	-8,4307	-6,0620	-5,6430	-7,1730	-7,3549
Dev. std.	1,6616	1,2982	1,1142	1,1318	1,6352
Asimetría	-0,0670	-0,1610	-0,2439	-0,4201	-0,0427
Curtosis	4,8744	6,4277	5,6296	8,3181	6,2858
JB	146,9867***	493,3721***	297,7373***	1206,6300***	449,7182***
ADF	-31,8772***	-30,4191***	-28,8378***	-23,2734***	-27,9428***
PP	-31,9661***	-30,4074***	-28,8153***	-27,7843***	-28,2175***
Q(36)	30,9133***	48,8959***	47,6966***	75,8762***	77,8707***
Q(36) ²	193,5894***	567,9475***	125,5028***	475,5038***	484,3706***

^aNota: Jarque-Bera test tiene como hipótesis nula la distribución normal. ADF, PP denotan las estadísticas de Dickey-Fuller aumentado (1979) y Phillips-Perron (1988) el test de raíz unitaria respectivamente. El largo óptimo del rezago para el test ADF es obtenido en base al criterio de información de Schwarz (Schwarz, 1978) y los anchos de banda óptimos para el test de raíz unitaria PP se determinan en base al criterio Newey-West (Newey and West, 1994). $Q(l)$ y $Q(l)^2$ son las pruebas de Ljung-Box (1978) para las series de retornos y las series de retorno cuadrado para una correlación serial máxima de l^{th} orden, respectivamente.

*** Denota el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 1 %.

Tabla 7.2: Estadística descriptiva para la tasa de cambio del Tipo de Cambio

	BRASIL	CHILE	COLOMBIA	MÉXICO	PERÚ
Panel B1: Retorno de los Tipo de Cambio (antes de la crisis)					
Media	-0,0694	-0,0369	-0,0351	0,0045	-0,0159
Máximo	4,9339	2,5405	3,8122	2,7333	1,6192
Mínimo	-5,7025	-2,4901	-3,8064	-2,0137	-1,2385
Dev. std.	0,9624	0,5795	0,6272	0,5244	0,1963
Asimetría	0,3995	0,0935	0,2131	0,5211	-0,2489
Curtosis	6,9103	4,8125	8,1553	5,1831	15,9106
JB	668,3586***	139,3097***	1122,7420***	245,5518***	7004,1090***
ADF	-32,5599***	-29,5660***	-29,5549***	-32,6805***	-20,2888***
PP	-32,5965***	-29,5705***	-29,5549***	-32,7975***	-33,2504***
Q(36)	40,3789***	43,4256***	46,0049***	35,9873***	80,6473***
Q(36) ²	254,5782***	426,6947***	502,1804***	138,4856***	229,4334***
Panel B2: Retorno de los Tipo de Cambio (después de la crisis)					
Media	0,0042	-0,0207	-0,0142	-0,0031	-0,0120
Máximo	6,5265	4,3602	3,5887	4,1825	1,7211
Mínimo	-4,3504	-4,6816	-3,7740	-4,5188	-2,1677
Dev. std.	0,9657	0,7350	0,7405	0,8367	0,3020
Asimetría	0,1378	0,3574	0,0507	-0,1168	0,1848
Curtosis	6,9912	8,5554	6,5527	6,2311	11,4016
JB	666,2253***	1305,9300***	525,7976***	436,8231***	2943,8400***
ADF	-31,1018***	-27,7439***	-27,1406***	-19,4903***	-20,5295***
PP	-31,1254***	-27,5443***	-27,0397***	-30,6929***	-32,6090***
Q(36)	49,1070***	52,2983***	78,7476***	50,1793***	65,8221***
Q(36) ²	177,9440***	101,7430***	492,7263***	260,2071***	473,3327***

^aNota: Jarque-Bera test tiene como hipótesis nula la distribución normal. ADF, PP denotan las estadísticas de Dickey-Fuller aumentado (1979) y Phillips-Perron (1988) el test de raíz unitaria respectivamente. El largo óptimo del rezago para el test ADF es obtenido en base al criterio de información de Schwarz (Schwarz, 1978) y los anchos de banda óptimos para el test de raíz unitaria PP se determinan en base al criterio Newey-West (Newey and West, 1994). $Q(l)$ y $Q(l)^2$ son las pruebas de Ljung-Box (1978) para las series de retornos y las series de retorno cuadrado para una correlación serial máxima de l^{th} orden, respectivamente.

*** Denota el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 1 %.

7.2. Test de Cointegración de Johansen

El análisis de cointegración es crucial, ya que, si las series de los mercados accionarios y divisas están cointegradas, un vector de corrección de coeficientes tendrá que ser añadido a la ecuación de la media condicional en el modelo EGARCH bivariado.

Como se mostró anteriormente, los retornos de las series para el tipo de cambio y los índices bursátiles no poseen una raíz unitaria, o sea, son estacionarias, pero es necesario verificar el orden de integración de éstas para determinar si se puede aplicar la prueba de Johansen. En la [Tabla 7.3](#) se determina la estacionariedad de los precios y retornos de las series, la cual, corrobora lo dicho en el análisis de datos. ya que, todas las series en sus retornos son estacionarias. Además, encontramos que para Brasil y México en el período anterior a la crisis, las series de precios del tipo de cambio no poseen raíz unitaria, lo mismo sucede para Chile en el período siguiente. En la [Tabla 7.4](#) se determina el orden de integración de las series, podemos apreciar que Brasil y México poseen orden de integración cero $I(0)$ en la serie de precios del tipo de cambio considerando un modelo con Intercepto y Tendencia y que, para Chile, se presenta el mismo caso con el tipo de cambio después de la crisis. Por lo tanto, el análisis de integración de Johansen Solo se aplicará para los países; Chile, Colombia y Perú antes de la crisis y para, Brasil, Colombia, México y Perú después de la crisis, ya que, al poseer distinto orden de integración en las demás series no es posible que exista una cointegración entre ellas.

La [Tabla 7.5](#) muestra los resultados de la prueba de cointegración de Johansen y podemos afirmar que, para todas las series que poseen el mismo orden de integración y ambos períodos se rechaza la hipótesis nula que nos dice que estamos en presencia de cointegración de las series. Por lo tanto, las ecuaciones de la media en el modelo EGARCH bivariado se podrán estimar sin la necesidad de incorporar un vector de corrección de coeficientes.

Tabla 7.3: Prueba de Phillip Perron sobre estacionalidad de las series

	Series de Precios		Retornos	
	Sin Tendencia	Con Tendencia	Sin Tendencia	Con Tendencia
Panel A1: Índices Bursátiles (antes de la crisis)				
Brasil	0,86	-1,91	-32,89***	-32,99***
Chile	0,05	-2,49	-29,61***	-29,61***
Colombia	-0,74	-2,09	-30,02***	-30,01***
México	-0,62	-2,14	-29,37***	-29,36***
Perú	0,21	-1,48	-28,93***	-28,95***
Panel A2: Índices Bursátiles (después de la crisis)				
Brasil	-2,27	-2,37	-31,75***	-31,85***
Chile	-1,52	-2,32	-30,9***	-30,94***
Colombia	-2,54	-1,63	-28,28***	-28,46***
México	-2,36	-1,45	-27,24***	-27,36***
Perú	-2,43	-1,52	-27,16***	-27,25***
Panel B1: Tipos de Cambio (antes de la crisis)				
Brasil	-1,51	-3,28*	-31,73***	-31,72***
Chile	-1,55	-2,01	-29,46***	-29,47***
Colombia	-0,75	-2,33	-29,88***	-29,87***
México	-3,51**	-3,53**	-32,8***	-32,8***
Perú	0,09	-1,68	-33,43***	-33,41***
Panel B2: Tipos de Cambio (después de la crisis)				
Brasil	-1,04	-1,74	-30,81***	-30,96***
Chile	-3,72**	-3,13*	-27,78***	-27,84***
Colombia	-2,11	-1,84	-26,38***	-26,38***
México	-2,84	-2,82	-30,41***	-30,39***
Perú	-2,44*	-1,05	-32,43***	-32,56***

Hipótesis Nula: La serie posee raíz unitaria.

*, ** y *** Son el rechazo de la hipótesis nula la 10 %, 5 % y 1 %.

Tabla 7.4: Orden de Integración de las Series

	Antes de la Crisis		Después de la Crisis	
	Índices Bursátiles	TC	Índices Bursátiles	TC
Brasil	I(1)	I(0)	I(1)	I(1)
Chile	I(1)	I(1)	I(1)	I(0)
Colombia	I(1)	I(1)	I(1)	I(1)
México	I(1)	I(0)	I(1)	I(1)
Perú	I(1)	I(1)	I(1)	I(1)

Nota: I(1) indica que la serie es integrada de orden 1 o **randomwalk** y I(0) indica que ésta es integrada de orden cero o **white noise**

Tabla 7.5: Resultados de la Prueba de Johansen para probar Cointegración

	Antes de la Crisis		Después de la Crisis	
	Brasil		Brasil	
H_0	λ_{max}	Trace	λ_{max}	Trace
$r \leq 0$	5,5273	5,7051	5,6053	5,7994
$r \leq 1$	0,1778	0,1778	0,1940	0,1940
	Chile		Chile	
$r \leq 0$	4,5276	4,6024	4,7007	4,7279
$r \leq 1$	0,0748	0,0748	0,0272	0,0272
	Colombia		Colombia	
$r \leq 0$	4,8293	5,3653	4,9340	5,4260
$r \leq 1$	0,5360	0,5360	0,4920	0,4920
	México		México	
$r \leq 0$	1,1074	1,1424	11,0137	11,3250
$r \leq 1$	0,3503	0,3503	0,3113	0,3113
	Perú		Perú	
$r \leq 0$	3,4332	3,4458	3,2811	3,2828
$r \leq 1$	0,0127	0,0127	0,0017	0,0017

H_0 es la hipótesis nula que dice que existen a lo menos r vectores de cointegración. λ_{max} y Trace son los estadísticos de Johansen para probar Cointegración.

7.3. Modelo EGARCH bivariado

Debido a que se trabaja con un modelo EGARCH bivariado, basado en el principio de parsimonia, se elige un rezago $p = 2$ y un $q = 1$ resultando un modelo MV-EGARCH(2,1).

Los resultados del modelo MV-EGARCH(2,1) se presentan en la [Tabla 7.6](#) y [Tabla 7.7](#). Como se menciona en la metodología, el modelo MV-EGARCH(2,1) considera tanto el precio como la asimetría de la volatilidad entre los índices bursátiles y los tipos de cambio. Del test diagnóstico podemos afirmar que las innovaciones (errores) estandarizadas y estandarizadas al cuadrado se distribuyen con una media cero y una varianza unitaria, bajo el estadístico de Ljung-Box (para 36 rezagos) podemos afirmar que no existe una autocorrelación lineal o no lineal en las series de los errores. El test de Kolmogorov-Smirnov rechaza la hipótesis de normalidad de las series para ambos períodos, antes y después de la crisis, respectivamente. Por lo tanto, el modelo EGARCH bivariado puede capturar con éxito las interacciones de la volatilidad de los precios entre los mercados accionarios y de divisas.

7.3.1. Spillovers en el Precio

En el análisis de los Spillovers en el precio, se puede confirmar que existen efectos spillovers significativos desde los precios de los tipos de cambio hacia los precios de las acciones para Brasil y Colombia en el período antes de la crisis y únicamente para Brasil en el período después de la crisis. Por lo tanto, una depreciación (apreciación) de la moneda local para Brasil a menudo puede arrastrar negativamente (positivamente) al mercado accionario.

Para países con un importante sector importador (exportador), un desfavorable tipo de cambio (apreciación o depreciación) pueden afectar las importaciones (exportaciones) y luego inducir una baja a la bolsa de valores. Sin embargo, en el corto plazo, la depreciación de la moneda local puede tener un impacto en el mercado de valores, ya que, junto con

Tabla 7.6: Estimación modelo EGARCH bivariado antes de la crisis

Parámetro	BRASIL		CHILE		COLOMBIA		MÉXICO		PERÚ	
	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C
$\alpha_{r,0}$	0.1560*** (2.67)	-0.0350 (-1.50)	0.1509*** (3.93)	-0.0262 (-1.55)	0.1112*** (2.89)	-0.0268* (-1.90)	0.0976*** (3.11)	0.0100 (0.65)	0.1592*** (4.39)	-0.0036 (-1.09)
$\alpha_{r,1}$	0.0025 (0.07)	-0.1694*** (-13.29)	0.0785** (2.16)	-0.0995*** (-9.78)	0.2104*** (5.67)	-0.0498*** (-5.15)	0.1393*** (3.84)	-0.0646*** (-5.12)	0.1797*** (5.03)	-0.0057*** (-2.19)
$\alpha_{r,2}$	-0.0500 (-1.41)	-0.0374*** (-2.86)	-0.0553 (-1.61)	0.0011 (0.09)	0.0067 (0.17)	-0.0052 (-0.51)	-0.0317 (-1.01)	-0.0012 (-0.09)	0.0257 (0.95)	-0.0014 (-0.32)
$\alpha_{s,1}$	0.0059 (0.09)	-0.1263*** (-4.41)	-0.0840 (-1.32)	0.0350 (1.05)	0.1642*** (2.91)	-0.0356 (-0.95)	-0.0580 (-1.04)	-0.0174 (-0.53)	-0.2755 (-1.64)	-0.0194 (-0.50)
$\alpha_{s,2}$	-0.1363** (-2.26)	0.0063 (0.21)	0.0777 (1.33)	0.0016 (0.05)	0.0667 (1.35)	-0.0250 (-0.76)	0.0545 (1.08)	-0.0308 (-1.00)	0.1917 (0.98)	0.1098*** (3.46)
$C_{r,0}$	0.0874* (1.89)	-0.0884*** (-4.80)	-0.0904*** (-3.71)	-0.0012 (-0.93)	-0.2627*** (-6.39)	-0.3807*** (-6.84)	-0.2628*** (-4.73)	-0.0489 (-1.50)	-0.4289*** (-11.82)	-0.5599*** (-15.88)
$\beta_{r,0}$	0.6558*** (2.27)	1.6071*** (19.00)	1.0897*** (5.63)	1.9027*** (39.49)	0.8891*** (8.69)	0.7161*** (3.83)	0.9902*** (4.97)	1.2674*** (2.56)	0.2483*** (7.24)	0.3899*** (11.19)
$\beta_{r,0,2}$	0.2141 (0.81)	-0.6245*** (-7.54)	-0.1515 (-0.83)	-0.9141*** (-18.91)	0.0132 (0.13)	0.2361 (1.29)	-0.0929 (-0.50)	-0.2762 (-0.56)	0.6303*** (20.20)	0.5791*** (17.73)
$\delta_{r,0}$	0.0059 (1.26)		-0.0009 (-1.08)		0.1375*** (3.52)		-0.0294 (-1.20)		0.1475*** (5.57)	
$\gamma_{r,s}$	-4.0770 (-1.28)	0.0334 (0.94)	-0.9272*** (-3.88)	0.0041 (0.51)	-0.1491*** (-2.84)	-0.0745* (-1.89)	-0.1829** (-2.29)	0.0414 (1.11)	-0.2186*** (-4.67)	0.0580* (1.87)
$\rho_{r,s}$	-0.1406*** (-4.54)	-0.1357 (-1.51)	-0.0538* (-1.90)	-2.3918 (-1.49)	-0.0472 (-1.45)	-0.1237* (-1.94)	-0.0878*** (-2.82)	0.0166 (0.14)	-0.0400 (-1.09)	0.1117** (2.47)
$\sum_{j=1}^p \beta_{r,s,j}$	0.8699	0.9827	0.9382	0.9885	0.9024	0.9523	0.8973	0.9912	0.8786	0.9690
Test Diagnóstico										
$Q(36)$	22.7270	22.2135	26.9707	16.9112	25.1203	23.1193	7.3624	13.4722	19.5528	20.2315
$Q(36)^2$	20.1841	15.9381	10.7868	17.7395	13.1884	9.6478	10.1092	17.1850	17.6441	15.0348
K-S(D)	0.0400	0.0530	0.0510	0.0250	0.0620	0.0770	0.0490	0.0630	0.0580	0.0920

^aNota: Los números en parentesis son los t-estadísticos con distribución estándar (robusta) de los errores. $Q(36)$ y $Q(36)^2$ son las pruebas de Ljung-Box (1978) para las series de errores estandarizados y las series de errores estandarizados al cuadrado para una correlación serial máxima de l^{th} orden, respectivamente, y K-S(D) es el test de Kolmogorov-Smirnov para la normalidad de los errores estandarizados.

*, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

Tabla 7.7: Estimación modelo EGARCH bivariado después de la crisis

Parámetro	BRASIL		CHILE		COLOMBIA		MÉXICO		PERÚ	
	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C	Índice	T/C
$\alpha_{r,0}$	-0,0632 (-1,33)	0,0066 (0,27)	0,0383 (1,15)	0,0150 (0,71)	0,0528 (1,62)	0,0128 (0,71)	0,0322 (1,18)	0,0036 (0,15)	0,0486 (1,16)	-0,0109 (-1,61)
$\alpha_{r,1}$	0,0284 (0,82)	-0,1847*** (-11,62)	0,0434 (1,24)	-0,1344*** (-8,52)	0,0589 (1,64)	-0,0827*** (-5,21)	0,1510*** (4,62)	-0,2231*** (-9,82)	0,2080*** (5,67)	-0,0362*** (-7,86)
$\alpha_{r,2}$	-0,0556 (-1,51)	-0,0418** (-2,44)	-0,0164 (-0,46)	-0,0246 (-1,62)	0,0195 (0,53)	-0,0004 (-0,02)	-0,0659* (-1,85)	0,0097 (0,38)	0,0094 (0,29)	0,0065 (1,58)
$\alpha_{s,1}$	-0,1172** (-2,08)	-0,0548 (-1,62)	-0,0606 (-1,06)	0,0651 (1,53)	0,0097 (0,24)	0,0949*** (2,85)	0,0009 (0,02)	-0,0461 (-1,38)	-0,1026 (-0,60)	-0,0461 (-1,31)
$\alpha_{s,2}$	0,0697 (1,31)	-0,0456 (-1,59)	0,0849* (1,68)	-0,0028 (-0,09)	-0,0545 (-1,36)	0,0131 (0,41)	0,0506 (1,19)	0,0289 (0,89)	0,1711 (1,06)	0,0938*** (3,44)
$C_{r,0}$	-0,0992*** (-3,39)	-0,1757*** (-4,10)	-0,0817*** (-2,89)	-0,3953*** (-6,24)	-0,2069*** (-4,69)	-0,2281*** (-3,90)	-0,1522*** (-3,15)	-0,1509*** (-5,02)	-0,1746*** (-3,62)	-0,3315*** (-8,50)
$\beta_{r,0}$	0,9563*** (3,85)	0,7971*** (2,76)	1,0091*** (4,12)	0,4380*** (3,25)	1,0689*** (6,16)	0,8722*** (3,27)	1,1099*** (4,10)	0,4207 (1,53)	1,0147*** (4,30)	0,1559*** (6,24)
$\beta_{r,1}$	0,0249 (0,10)	0,1570 (0,56)	-0,0202 (-0,08)	0,3954*** (3,01)	-0,1953 (-1,22)	0,1024 (0,39)	-0,1324 (-0,50)	0,5607** (2,06)	-0,0665 (-0,30)	0,8251*** (32,55)
$\delta_{r,2}$	0,0020 (0,08)		-0,0133 (-0,51)		0,0450 (1,50)		0,0712*** (3,36)		0,1171*** (3,77)	
$\delta_{s,r}$		0,0186 (0,83)		-0,0071 (-0,40)		-0,0296 (-0,92)		0,0860** (2,55)		0,0240 (1,01)
$\gamma_{r,2}$	-0,6492*** (-4,39)		-0,7634*** (-4,18)		-0,1475** (-2,37)		-0,6741*** (-4,50)		-0,0788 (-1,25)	
$\gamma_{s,r}$		0,5607*** (4,72)		0,1294* (1,71)		0,2720*** (3,15)		0,5884*** (4,38)		0,1956*** (2,95)
$\rho_{r,s,i}$	-0,1569*** (-4,93)		-0,0931*** (-2,99)		-0,0325 (-1,07)		-0,1366*** (-4,88)		-0,1007*** (-3,84)	
$\sum_{i=1}^p \rho_{r,s,i}$	0,9812	0,9540	0,9890	0,8334	0,8737	0,9746	0,9775	0,9814	0,9483	0,9810
Test Diagnóstico										
$Q(36)$	9,8251	14,1599	11,5471	13,4959	11,8516	20,1362	17,1626	27,4874	14,2587	18,3480
$Q(36)^2$	19,6247	6,0123	23,5946	8,6242	18,6442	13,0641	0,3346	0,1296	19,1962	11,7918
K-S(D)	0,0440	0,0390	0,0510	0,0640	0,0490	0,0510	0,0360	0,0330	0,0440	0,0810

^aNota: Los números en parentesis son los t-estadísticos con distribución estándar (robusta) de los errores. $Q(36)$ y $Q(36)^2$ son las pruebas de Ljung-Box (1978) para las series de errores estandarizados y las series de errores estandarizados al cuadrado para una correlación serial máxima de p^{th} orden, respectivamente, y K-S(D) es el test de Kolmogorov-Smirnov para la normalidad de los errores estandarizados.

*, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

la moneda local se encuentra la inflación, la cual, puede actuar como un colchón en el mercado de valores. Por ende, un aumento en ésta puede inducir que los inversionistas tiendan a vender más activos domésticos y al mismo tiempo comprar activos extranjeros logrando así, una tendencia a la baja en la bolsa de valores en el largo plazo.

Los resultados obtenidos en éste estudio también nos indican que existe una relación significativa entre el mercado de valores y la dinámica del mercado de divisas para los países de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú para ambos períodos, antes y después de la crisis. Para aquellos países, un incremento (disminución) en el precio de las acciones a menudo causa una apreciación (depreciación) de la moneda local. Según Giovannini and Jorion (1987), el impacto del precio de las acciones en el valor de la moneda local puede ser explicada por el hecho que los retornos de de las acciones pueden proyectar cambios en la actividad económica, la que puede ser medida por la producción industrial, el crecimiento real del PIB, tasa de empleo, o los beneficios empresariales. En general, los resultados empíricos encontrados en este estudio son similares a los de Ajayi y Mougoue (1996), Nie y Lee (2001) y Yang y Doong (2004) que indican que; Los cambios en los precios de las acciones son señales informativas y significativas en cuanto al tipo de cambio, pero el tipo de cambio no parece ser un factor significativo para el mercado accionario.

7.3.2. Spillovers en la Volatilidad

En cuanto a los efectos Spillover en la volatilidad, el coeficiente $\delta_{r,s}$ que mide el efecto spillover en la volatilidad desde el precio de las acciones hacia el tipo de cambio e indica si éste efecto spillover es asimétrico y resulta ser significativo para Colombia y Perú en el período anterior a la crisis y para México y Perú en el período posterior. El coeficiente $\delta_{s,r}$ que mide el efecto spillover en la volatilidad desde el retorno en el tipo de cambio hacia los retornos de las acciones es significativo para Colombia y Perú antes de producida la crisis y significativo únicamente para México después de la crisis.

Persistencia en la Volatilidad

Como se menciono anteriormente, la persistencia de la volatilidad es medida por $\sum_{j=1}^{P_s} \beta_{r,j}$ para los retornos del mercado accionario y por $\sum_{j=1}^{P_s} \beta_{s,j}$ para los retornos en los tipos de cambio. De las [Tabla 7.6](#) y [Tabla 7.7](#) se obtiene que la persistencia en la volatilidad es común para ambos mercados y ambos períodos, ya que, se cumple que $\sum_{j=1}^{P_r} b_{r,j} < 1$ para el mercado accionario y $\sum_{j=1}^{P_r} b_{s,j} < 1$ para el mercado de divisas.

En la [Tabla 7.8](#) se muestran las estimaciones del grado de persistencia en la volatilidad. Para el período antes de la crisis, los **shocks** en la volatilidad en el mercado accionario duraron en promedio 7 días y para el mercado de divisas alrededor de 43 días. Para el período posterior a la crisis, el promedio de días que duraron fue entre 30 y 24 días, respectivamente.

Tabla 7.8: Persistencia en la Volatilidad

	Brasil	Chile	Colombia	México	Perú
Panel A1: Persistencia de la volatilidad (antes de la crisis)					
Mercado Accionario	4,97	10,86	6,75	6,40	5,36
Mercado de Divisas	39,63	60,30	14,18	78,42	22,01
Panel A2: Persistencia de la volatilidad (después de la crisis)					
Mercado Accionario	36,43	62,54	5,13	30,47	13,05
Mercado de Divisas	14,73	3,80	26,90	36,92	36,19

Análisis de Asimetría

En cuanto a los efectos asimétricos de las innovaciones positivas y negativas, el coeficiente $\gamma_{r,s}$ es estadísticamente significativo y negativo para los países de Chile, Colombia, México y Perú durante el período anterior a la crisis y para Brasil, Chile, Colombia y México después de ésta. Por lo tanto, podemos afirmar que para aquellos países, las **malas noticias** en los retornos de las acciones tienen un impacto mayor en las varianzas condicionales del tipo de cambio que si fuesen **buenas noticias**. Además, se puede apreciar $\gamma_{s,r}$ significativo y negativo para Colombia y positivo para Perú antes de la crisis y para todos los países posterior a la crisis se encontró un $\gamma_{s,r}$ positivo y significativo. Entonces, para

aquellos países las innovaciones positivas en los retornos del tipo de cambio tienen un efecto mayor sobre las varianzas condicionales de los mercados accionarios que si fuesen innovaciones negativas, lo cual indica un cambio en la apreciación de los shocks por parte de los inversionistas.

La [Tabla 7.9](#) reporta el grado de asimetría, que indica el número de veces que las innovaciones negativas en los precios de las acciones aumentan la volatilidad condicional en el precio del tipo de cambio más que si fuesen innovaciones positivas. De la [Tabla 7.9](#) se puede concluir que, para todos los países (Brasil es la excepción antes de la crisis), las innovaciones negativas en los precios de las acciones tienen un mayor impacto en las varianzas condicionales del tipo de cambio durante los períodos antes y después de la crisis.

Tabla 7.9: Impacto de la Asimetría en la Volatilidad

	Brasil	Chile	Colombia	México	Perú
Panel A1: Impacto de la asimetría negativa en la volatilidad (antes de la crisis)					
M° Accionario	NA	26,45	1,35	1,45	1,56
M° Divisas	NA	NA	1,28	NA	0,80
Panel A2: Impacto de la asimetría negativa en la volatilidad (después de la crisis)					
M° Accionario	4,70	7,45	1,35	5,14	1,17
M° Divisas	0,28	0,77	0,57	0,26	0,67

Nota: el impacto en la asimetría representa el número de veces que las innovaciones negativas superan a las positivas.

7.4. Modelos GARCH-tipo univariados

Debido a que no se utilizaron los modelos GARCH tradicionales, con valores (p, q) iguales a $(1, 1)$, se procedió a estimar el valor (p, q) óptimo según el criterio de Akaike para cada una de las 5 series de retornos en ambos subperíodos. Para esto, se empleó un algoritmo de elección del mejor AIC que evalúa los modelos GARCH, GARCH-M, GJR-GARCH, GJR-GARCH-M, EGARCH y EGARCH-M con los valores $p = 1, \dots, 5$ y $q = 1, \dots, 5$ con el software Eviews. El algoritmo de elección del mejor modelo se adjunta en anexos.

Este algoritmo arrojó como resultado los siguientes valores (p, q) según la serie en estudio, el período de estudio y el tipo de modelo:

Brasil

Para el caso del IBOV, los modelos con menor AIC fueron EGARCH(2,3) y EGARCH-M(5,2) antes y después de la crisis, respectivamente. Para el caso del tipo de cambio éstos fueron EGARCH-M(4,3) y EGARCH-M(3,4), respectivamente.

Chile

En el caso del IPSA los modelos que mejor modelan la volatilidad con el menor AIC son los modelos lineales asimétricos GJR-GARCH(1,3) antes de la crisis y GJR-GARCH(3,2) después de ésta. En el mercado de divisas, los mejores modelos son EGARCH(2,4) y EGARCH-M(1,4) antes y después de la crisis, respectivamente.

Colombia

Respecto al IGBC, los modelos con menor AIC son EGARCH-M(3,5) y GJR-GARCH(3,3) antes y después de la crisis, respectivamente. Para el tipo de cambio, los modelos que mejor modelan la volatilidad con el menor AIC son EGARCH-M(4,5) y EGARCH(1,5).

México

Para el caso del IPyC, los modelos con menor AIC fueron EGARCH(5,5) y GJR-GARCH-M(4,5) antes y después de la crisis, respectivamente. Los modelos EGARCH(4,5)

y GJRGARCH(3,5) fueron los que presentaron menor AIC para el tipo de cambio antes y después de la crisis, respectivamente.

Perú

Finalmente, para el IGBVL los modelos que mejor ajustan la volatilidad son EGARCH-M(3,4) y GJRGARCH-M(3,5) antes y después de la crisis, respectivamente. Por otro lado, los modelos EGARCH(2,1) y EGARCH(3,3) presentaron menor AIC para el tipo de cambio antes y después de la crisis, respectivamente.

La [Tabla 7.10](#), [Tabla 7.11](#), [Tabla 7.12](#) y [Tabla 7.13](#) muestran los resultados de la estimación de los modelos GARCH lineales y no lineales con distribución GED para los índices bursátiles y tipos de cambio antes y después de la crisis, respectivamente.

7.4.1. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los índices bursátiles (antes de la crisis)

La [Tabla 7.10](#) muestra que la inclusión del primer rezago de la serie de los retornos de los índices bursátiles r_{t-1} en la ecuación de la media es significativa para los índices bursátiles de Chile al 5 % y para Colombia, México y Perú al 1 % además, la inclusión de la varianza en la ecuación de la media es significativa al 5 % para Chile y Perú y al 10 % para Colombia.

Al analizar la asimetría de las series, podemos observar que el parámetro γ para los modelos tipo EGARCH es $\gamma < 0$ y significativo al 1 % para los retornos de Brasil, México y Perú en cambio, para Colombia lo es al 5 % lo que implica que para éstos países un shock negativo tiene un mayor impacto en la volatilidad. Para Chile, que es modelado por un GJRGARCH(1,3), el parámetro γ es $\gamma > 0$ y significativo al 1 % lo que implica la presencia de asimetría positiva y un apalancamiento en la volatilidad.

El estadístico de Ljung-box, nos indica que no existe presencia de autocorrelación al nivel y al cuadrado del rezago 20 para todos los modelos.

En general, todos los modelos muestran la significancia de la mayoría de sus parámetros al 10 %, 5 % y 1 %, lo que indica que no existe una mala especificación de los modelos. Además, mediante el estadístico GED, podemos afirmar que la suposición sobre la distribución general de los errores es la adecuada para el estudio. Por otro lado, se puede apreciar una disminución del grado de Asimetría y de Curtosis de todas las series comparadas con las estadísticas preliminares entregadas en la [Tabla 7.1](#) esto demuestra, el poder de los modelos GARCH para capturar la heterocedasticidad en la volatilidad de las series.

Tabla 7.10: Estimación de la volatilidad de los Índices Bursátiles (antes de la crisis)

	BRASIL EGARCH(2,3)	CHILE GJRGARCH(1,3)	COLOMBIA EGARCH-M(3,5)	MÉXICO EGARCH(5,5)	PERÚ EGARCH-M(3,4)
Panel A: Estimación					
σ^2	0,0384 (0,86)	0,0877** (2,30)	0,0344* (1,70)		0,0645** (2,25)
μ	0,0768 (0,54)	0,0688 (1,21)	0,0972** (2,31)	0,1205*** (4,43)	0,0825 (1,88)
r_{t-1}	0,0048 (0,15)	0,0821** (2,56)	0,1871*** (6,00)	0,1325*** (4,32)	0,1717*** (5,26)
C	0,0800 (1,38)	0,0979*** (3,81)	-0,8162*** (-5,77)	-0,6999*** (-3,73)	-0,8262*** (-6,53)
α_1	-0,1422* (-1,86)	-0,0286 (-1,49)	0,5010*** (5,24)	0,2148*** (2,83)	0,5378*** (7,02007)
α_2	0,2414*** (3,21)		0,2667*** (6,96)	0,1009 (1,45)	0,2696** (2,54)
α_3			0,4981*** (4,76)	0,3071*** (3,61)	0,4100*** (3,86)
α_4				0,0884 (1,14)	
α_5				0,1774** (1,80)	
γ	-0,2386*** (-5,44)	0,1756*** (4,36)	-0,0384** (-2,13)	-0,1942*** (-4,36)	-0,1883*** (-3,45)
β_1	0,7626*** (4,87)	1,5582*** (8,72)	0,3152*** (5,74)	0,6322*** (7,19)	0,0480 (0,37)
β_2	-0,3880* (-1,80)	-1,1499*** (-4,38)	-0,3460** (-2,23)	-0,7351*** (-8,38)	-0,0027 (-0,02)
β_3	0,4805*** (3,50)	0,4584*** (3,77)	0,5067*** (4,46)	0,7319*** (10,21)	0,2587** (2,23)
β_4			0,4499*** (3,97)	-0,6093*** (-6,41)	0,4707*** (5,09)
β_5			-0,1605 (-1,00)	0,6338*** (7,06)	
GED	1,5443*** (15,53)	1,4448*** (17,28)	1,2917*** (16,52)	1,3457*** (19,17)	1,2761*** (16,02)
Panel B: Test Diagnóstico					
logl	-1977,2800	-1577,7560	-1722,7300	-1370,0600	-1571,5810
Asimetría	-0,3608	-0,5448	-0,3202	-0,6212	-0,4452
Curtosis	3,7680	4,2312	5,3673	6,1068	6,0164
$Q(20)$	22,3370	24,2560	28,8060	6,6445	25,7880
	[0,323]	[0,231]	[0,092]	[0,998]	[0,173]
$Q(20)^2$	17,2650	9,5724	20,6090	6,8019	17,3580
	[0,636]	[0,975]	[0,762]	[0,997]	[0,630]

^aNota: Los coeficientes de Asimetría y Curtosis son obtenidos a través residuos estandarizados. Los números en paréntesis corresponden al z estadístico de las estimaciones basadas en una distribución GED. logl corresponde al máximo valor de la función del logaritmo de máxima verosimilitud. $Q(20)$ y $Q^2(20)$ son los Q estadísticos de la prueba de Ljung-Box (1978) de orden 20 sobre los residuos estandarizados y el cuadrado de ellos, respectivamente. Los valores p estadísticos se presentan entre corchetes.

, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

7.4.2. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los índices bursátiles (después de la crisis)

La [Tabla 7.11](#) muestra que la inclusión del primer rezago de la serie de los retornos de los índices bursátiles r_{t-1} en la ecuación de la media es significativa para los índices bursátiles de Chile al 5 % y para México y Perú al 1 % además, la inclusión de la varianza en la ecuación de la media es significativa para Brasil y Perú al 1 % de significancia.

Para el caso de Brasil que es modelado por un EGARCH-M(5,2) podemos observar que el parámetro γ es $\gamma < 0$ y significativo al 1 %. En cambio, para Chile, Colombia y México el parámetro γ es $\gamma > 0$ y significativo al 1 % y al 5 % para Perú, lo que implica la presencia de asimetría en la volatilidad para los modelos tipo GJR-GARCH.

El estadístico de Ljung-box, nos indica que no existe presencia de autocorrelación al nivel y al cuadrado del rezago 20 para todos los modelos (Brasil es la excepción).

En general, todos los modelos muestran la significancia de la mayoría de sus parámetros al 10 %, 5 % y 1 %, lo que indica que no existe una mala especificación de los modelos. Además, mediante el estadístico GED, podemos afirmar que la suposición sobre la distribución general de los errores es la adecuada para el estudio. Por otro lado, se puede apreciar una disminución del grado de Asimetría Curtosis de todas las series (Brasil es la excepción) comparadas con las estadísticas preliminares entregadas en la [Tabla 7.1](#) esto demuestra, el poder de los modelos GARCH para capturar la heterocedasticidad en la volatilidad de las series.

7.4.3. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los tipo de cambio (antes de la crisis)

La [Tabla 7.12](#) muestra que la inclusión del primer rezago de la serie de los retornos de los tipo de cambio s_{t-1} en la ecuación de la media no es significativo para todos los mo-

Tabla 7.11: Estimación de la volatilidad de los Índices Bursátiles (después de la crisis)

	BRASIL EGARCH-M(5,2)	CHILE GJRGARCH(3,2)	COLOMBIA GJRGARCH(3,3)	MÉXICO GJRGARCH-M(4,5)	PERÚ GJRGARCH-M(3,5)
Panel A: Estimación					
σ^2	0,0832*** (4,12)			0,0443 (1,26)	0,0585*** (2,63)
μ	-0,2119*** (-9,84)	0,0487* (1,69)	0,0777*** (2,77)	0,0008 (0,02)	-0,0645 (-1,81)
r_{t-1}	0,0296 (0,95)	0,0505** (2,10)	0,0426 (1,36)	0,1407*** (4,99)	0,1534*** (5,48)
C	0,0200 (0,96)	0,0291*** (2,71)	0,1504*** (4,97)	0,0398*** (3,32)	0,1847*** (3,02)
α_1	-0,0219 (-0,31)	-0,0790*** (-9,23)	0,0831** (2,41)	-0,0330 (-1,47)	0,0776*** (4,73)
α_2	0,1388*** (10,76)	-0,0247 (-1,13)	-0,0387 (-0,93)	0,0668* (1,66)	0,0986*** (4,83)
α_3	0,1581* (1,87)	0,0918*** (3,02)	0,0815** (2,31)	-0,0475 (-1,14)	0,0771*** (5,50)
α_4	-0,2244*** (-3,77)			0,0742*** (2,65)	
α_5	-0,0670 (-0,81)				
γ	-0,1384*** (-6,56)	0,1878*** (4,63)	0,1237*** (3,17)	0,1561*** (4,17)	0,0473** (2,38)
β_1	0,4454*** (16,29)	0,4981** (2,11)	1,3636*** (431,22)	1,9323*** (15,21)	0,3632*** (12,19)
β_2	0,5409*** (19,24)	0,3932* (1,78)	-1,2507*** (-24,89)	-2,4604*** (-8,84)	-0,3142*** (-15,50)
β_3			0,5813*** (12,31)	2,0350*** (6,04)	0,3219*** (23,39)
β_4				-1,0383*** (-4,06)	-0,5375*** (-28,31)
β_5				0,3645*** (3,62)	0,8116*** (24,38)
GED	1,5838*** (14,05)	1,3569*** (17,50)	1,3005*** (16,81)	1,3414*** (15,44)	1,4165*** (16,74)
Panel B: Test Diagnóstico					
logl	-1831,0910	-1507,1800	-1423,5230	-1353,3560	-1734,1940
Asimetría	-1,3855	-0,4148	-0,1616	-0,1892	-0,0383
Curtosis	28,2835	4,7153	4,6677	4,4290	4,3935
$Q(20)$	52,9160	16,4960	11,7850	20,2470	15,4870
	[0]	[0,685]	[0,923]	[0,443]	[0,748]
$Q(20)^2$	373,8800	16,5680	12,5960	15,1760	10,4690
	[0]	[0,681]	[0,894]	[0,766]	[0,959]
a					

^aNota: Los coeficientes de Asimetría y Curtosis son obtenidos a través residuos estandarizados. Los números en paréntesis corresponden al z estadístico de las estimaciones basadas en una distribución GED. logl corresponde al máximo valor de la función del logaritmo de máxima verosimilitud. $Q(20)$ y $Q^2(20)$ son los Q estadísticos de la prueba de Ljung-Box (1978) de orden 20 sobre los residuos estandarizados y el cuadrado de ellos, respectivamente. Los valores p estadísticos se presentan entre corchetes.

, **, y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

delos además, la inclusión de la varianza en la ecuación de la media tampoco es significativa.

Para el caso de Chile que es modelado por un EGARCH(2,4) podemos observar que el parámetro γ es $\gamma < 0$ y significativo al 1 % lo que implica que, shocks negativos en la volatilidad tienen un mayor impacto sobre la volatilidad condicional que si fuesen shocks positivos. En cambio, para México y Perú el parámetro γ es $\gamma > 0$ y significativo al 1 % y al 10 %, respectivamente, lo que implica que los shocks positivos tiene un mayor impacto sobre la varianza condicional.

El estadístico de Ljung-box, nos indica que no existe presencia de autocorrelación al nivel y al cuadrado del rezago 20 para todos los modelos.

En general, todos los modelos muestran la significancia de la mayoría de sus parámetros al 10 %, 5 % y 1 %, lo que indica que no existe una mala especificación de los modelos. Además, mediante el estadístico GED, podemos afirmar que la suposición sobre la distribución general de los errores es la adecuada para el estudio. Por otro lado, se puede apreciar una disminución del grado de Asimetría y de Curtosis de todas las series comparadas con las estadísticas preliminares entregadas en la [Tabla 7.2](#) esto demuestra, el poder de los modelos GARCH para capturar la heterocedasticidad en la volatilidad de las series.

7.4.4. Estimación de modelos GARCH con diferentes especificaciones en la media para los tipo de cambio (después de la crisis)

Por último, la [Tabla 7.13](#) muestra que la inclusión del primer rezago de la serie de los retornos de los tipo de cambio s_{t-1} en la ecuación de la media es significativo para Chile y Colombia al 1 %, por otro lado, la inclusión de la varianza en la ecuación de la media es significativa para Brasil y Chile al 1 % y al 10 %, respectivamente.

En cuanto a la asimetría, podemos observar que el parámetro γ es $\gamma < 0$ y significativo al 1 % para México, lo que implica que, las **malas noticias** tienen un mayor impacto

Tabla 7.12: Estimación de la volatilidad de los Tipos de Cambio (antes de la crisis)

	BRASIL EGARCH-M(4,3)	CHILE EGARCH(2,4)	COLOMBIA EGARCH-M(4,5)	MÉXICO EGARCH(4,5)	PERÚ EGARCH(2,1)
Panel A: Estimación					
σ^2	-0,0698 (-1,47)		-0,0610 (-1,23)		
μ	-0,0467 (-1,33)	-0,0530*** (-3,38)	-0,0226* (-1,86)	-0,0308** (-2,44)	0,0000 (-0,01)
s_{t-1}	-0,0288 (-0,99)	0,0465 (1,42)	-0,0107 (-0,36)	-0,0219 (-0,82)	-0,0001 (-0,01)
C	-0,8180*** (-6,60)	-0,0014 (-0,88)	-1,5510*** (-10,35)	-0,7609*** (-4,51)	-0,3433*** (-5,60)
α_1	0,1814** (2,45)	0,1105*** (3,40)	0,3890*** (7,25)	0,0973** (2,21)	0,6438*** (5,23)
α_2	0,2962*** (4,70)	-0,1098*** (-3,35)	0,5466*** (8,87)	0,2150*** (3,25)	-0,2893** (-2,44)
α_3	0,3563*** (5,34)		0,4892*** (7,70)	0,2344*** (3,50)	
α_4	0,1569* (1,94)		0,3442*** (6,53)	0,2208*** (4,83)	
α_5					
γ	-0,0217 (-1,13)	-0,0082** (-2,51)	0,0018 (0,09)	0,0754*** (2,80)	0,0597* (1,83)
β_1	-0,4086*** (-19,78)	1,2790*** (38,21)	-0,4968*** (-501,90)	-0,4126*** (-7,52)	0,9705*** (87,96)
β_2	0,3173*** (15,49)	0,6449*** (18,77)	-0,1102*** (-59,57)	0,1563*** (2,89)	
β_3	0,9301*** (45,23)	-1,2455*** (-31,61)	0,1805*** (108,48)	-0,0349 (-0,48)	
β_4		0,3208*** (9,00)	0,9728*** (1147,35)	0,3064*** (5,44)	
β_5			0,2773*** (33,02)	0,8714*** (14,79)	
GED	1,4130*** (20,98)	1,7009*** (13,81)	1,1373*** (17,09)	1,3579*** (17,06)	0,7836*** (19,06)
Panel B: Test Diagnóstico					
logl	-1225,1450	-790,0475	-687,6954	-686,2445	675,6194
Asimetría	0,6257	-0,0433	0,1995	0,4601	0,4697
Curtosis	5,7002	3,4315	5,7640	4,4890	10,8179
$Q(20)$	20,0720	13,3560	19,1100	17,5060	27,8830
	[0,453]	[0,862]	[0,515]	[0,62]	[0,112]
$Q(20)^2$	8,9852	12,5280	10,7600	24,6450	20,4080
	[0,983]	[0,897]	[0,952]	[0,215]	[0,433]

^aNota: Los coeficientes de Asimetría y Curtosis son obtenidos a través residuos estandarizados. Los números en paréntesis corresponden al z estadístico de las estimaciones basadas en una distribución GED. logl corresponde al máximo valor de la función del logaritmo de máxima verosimilitud. $Q(20)$ y $Q^2(20)$ son los Q estadísticos de la prueba de Ljung-Box (1978) de orden 20 sobre los residuos estandarizados y el cuadrado de ellos, respectivamente. Los valores p estadísticos se presentan entre corchetes.

, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

Tabla 7.13: Estimación de la volatilidad de los Tipos de Cambio (después de la crisis)

	BRASIL EGARCH-M(3,4)	CHILE EGARCH-M(1,4)	COLOMBIA EGARCH(1,5)	MÉXICO GJRGARCH(3,5)	PERÚ EGARCH(3,3)
Panel A: Estimación					
σ^2	-0,0712*** (-3,32)	-0,1072* (-1,81)			
μ	0,0672*** (2,98)	0,0293 (1,21)	0,0029 (0,20)	-0,0108 (-0,49)	-0,0097** (-2,33)
s_{t-1}	0,0280 (0,98)	0,1013*** (3,69)	0,0819*** (2,85)	-0,0079 (-0,24)	-0,0168 (-0,70)
C	-0,1833*** (-7,97)	-0,2323*** (-6,58)	-0,2009*** (-5,85)	0,0181*** (2,92)	-0,9687*** (-5,28)
α_1	0,2092*** (4,30)	0,2601*** (7,25)	0,2506*** (5,83)	0,1327*** (6,47)	0,3413*** (6,38)
α_2	-0,1190*** (-4,70)			-0,0610*** (-3,52)	0,3429*** (5,78)
α_3	0,1307*** (2,65)			0,0334** (2,29)	0,2759*** (5,19)
α_4					
α_5					
γ	0,0844*** (7,27)	-0,0021 (-0,14)	0,1165*** (4,25)	-0,0898*** (-4,35)	0,0294* (1,90)
β_1	0,9467*** (3241,57)	0,3158*** (2,82)	1,0401*** (7,47)	0,7934*** (20,70)	-0,1379*** (-11,32)
β_2	0,4958*** (40,81)	0,2891*** (9,93)	-0,6550*** (-5,18)	0,8984*** (24,27)	0,0720*** (5,23)
β_3	-0,9084*** (-37449,77)	0,8356*** (34,12)	0,9445*** (129,54)	-0,8983*** (-20,56)	0,9685*** (78,01)
β_4	0,4281*** (87,35)	-0,4825*** (-4,28)	-0,9838*** (-6,98)	-0,6433*** (-13,92)	
β_5			0,6466*** (5,10)	0,7598*** (19,53)	
GED	1,3582*** (17,44)	1,2637*** (19,62)	1,4331*** (16,23)	1,4607*** (17,55)	0,9843*** (18,07)
Panel B: Test Diagnóstico					
logl	-1216,6740	-965,0006	-915,6266	-1130,2570	95,1411
Asimetría	-0,1344	0,6040	0,0690	0,0888	0,3865
Curtosis	8,6217	6,5740	4,3954	4,4918	7,1532
$Q(20)$	24,0340	16,2020	23,1480	26,6650	32,5610
	[0,241]	[0,704]	[0,282]	[0,145]	[0,038]
$Q(20)^2$	149,4000	17,4960	18,3850	10,8950	9,6272
	[0]	[0,621]	[0,562]	[0,949]	[0,974]
a					

^aNota: Los coeficientes de Asimetría y Curtosis son obtenidos a través residuos estandarizados. Los números en paréntesis corresponden al z estadístico de las estimaciones basadas en una distribución GED. logl corresponde al máximo valor de la función del logaritmo de máxima verosimilitud. $Q(20)$ y $Q^2(20)$ son los Q estadísticos de la prueba de Ljung-Box (1978) de orden 20 sobre los residuos estandarizados y el cuadrado de ellos, respectivamente. Los valores p estadísticos se presentan entre corchetes.

, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

sobre la volatilidad condicional. En cambio, para Brasil y Perú el parámetro γ es $\gamma > 0$ y significativo al 1 % y al 10 %, respectivamente, lo que implica que las **buenas noticias** tiene un mayor impacto en la volatilidad.

El estadístico de Ljung-box, nos indica que no existe presencia de autocorrelación al nivel y al cuadrado del rezago 20 para todos los modelos (Brasil es la excepción en $Q(20)^2$).

En general, todos los modelos muestran la significancia de la mayoría de sus parámetros al 10 %, 5 % y 1 %, lo que indica que no existe una mala especificación de los modelos. Además, mediante el estadístico GED, podemos afirmar que la suposición sobre la distribución general de los errores es la adecuada para el estudio. Por otro lado, se puede apreciar una disminución del grado de Asimetría y de Curtosis de todas las series comparadas con las estadísticas preliminares entregadas en la tabla 7.2 esto demuestra, el poder de los modelos GARCH para capturar la heterocedasticidad en la volatilidad de las series.

7.5. Función de Cross-Correlation

Los resultados del test estadístico para probar causalidad en la Media (CIM) y en la Varianza (CIV) mediante CCF con 10 **leads** (+1,+2,...,+10) y 10 **rezagos** (-1,-2,...,-10) se presenta en la [Tabla 7.14](#) y [Tabla 7.15](#). **Rezagos** se refiere al número de días que los datos de tipo de cambio van a la zaga de los datos de los retornos de los índices bursátiles. El término **leads** indica el número de días que los datos retornos de las acciones va a la zaga de datos de cambio de divisas. Los retornos en el mercado de divisas no causan rendimientos en las acciones si un estadístico en la línea de los **rezagos** no es significativo. De la misma manera, la no significancia de un estadístico en la línea de **leads** implica que los retornos accionarios no causan cambios en los tipos de cambio.

De las tablas podemos afirmar, que la relación entre los retornos de los índices bursátiles y del tipo de cambio es dinámica en el corto plazo. Para el período antes de la crisis, la correlación cruzada de los errores estandarizados revelan que existe una causalidad entre los retornos de los tipo de cambio hacia los retornos de los índices bursátiles para Brasil y Chile. Los retornos presentes de los precios de las acciones son afectadas por los rezagos del tipo de cambio en el rezago 9 y 4, respectivamente. Después de la crisis, los retornos de los tipos de cambio provocan cambios en el precio de los retornos de las acciones en el rezago 3 y 5 para Chile y para México en el rezago 10 al nivel de significancia del 1 %. Estos resultados son consistentes con lo obtenido por el modelo EGARCH bivariado, ya que, el mercado de divisas tiene menos incidencia sobre el mercado de valores.

Por otro lado, en el período antes de la crisis, existe evidencia fuerte de CIM desde los retornos del precio de las acciones hacia los retornos de los tipo de cambio para Brasil en el rezago 5 al 1 % de significancia y para México y Perú en los rezagos 5 y 4 al 10 % de significancia, respectivamente. Después de la crisis, existe CIM desde los retornos del precio de las acciones hacia los retornos del tipo de cambio para Brasil en el rezago 7 y para México en el rezago 4, ambos al 5 % de significancia. Cabe destacar que se encontró retroalimentación entre los mercados de divisas y accionario para México después de la

crisis, y para Brasil antes de ésta, por lo tanto, podemos afirmar que en dichos países, los mercados se encuentran integrados en el corto plazo.

La [Tabla 7.14](#) y [Tabla 7.15](#) también muestran los resultados para la causalidad en la varianza entre los mercados. Para el período antes de la crisis, se encontró CIV desde el mercado de divisas hacia el mercado accionario para Brasil y Perú al 1 % en $\hat{r}_{UV}(1)$ y $\hat{r}_{UV}(10)$, respectivamente. Para el período subsiguiente, esta causalidad se presenta para Brasil y México al 1 % en $\hat{r}_{UV}(4)$ y para Colombia en $\hat{r}_{UV}(10)$ al 5 % de significancia.

También se encontró CIV desde el mercado accionario hacia el de tipo de cambio en ambos períodos. Para el primer período, existe fuerte evidencia de Spillovers en la volatilidad para Brasil en $\hat{r}_{UV}(9)$ al 1 % de significancia, Chile en $\hat{r}_{UV}(1)$ y $\hat{r}_{UV}(6)$ al 1 % y 5 %, respectivamente. Colombia presentó $\hat{r}_{UV}(1)$ significativo al 1 % y Perú en $\hat{r}_{UV}(1)$ y $\hat{r}_{UV}(6)$ al 5 % de significancia. Para el período posterior a la crisis, Brasil presenta evidentes Spillovers en la volatilidad para el lead $\hat{r}_{UV}(1)$, $\hat{r}_{UV}(2)$, $\hat{r}_{UV}(6)$ y $\hat{r}_{UV}(7)$ al 1 % de significancia y en $\hat{r}_{UV}(8)$ al 5 %. Por otro lado, Chile presenta CIV en $\hat{r}_{UV}(1)$ al 1 %, Colombia en $\hat{r}_{UV}(1)$ al 5 %, México al 5 % de significancia en $\hat{r}_{UV}(1)$ y $\hat{r}_{UV}(7)$ y por último, Perú presentó CIV en $\hat{r}_{UV}(1)$ y $\hat{r}_{UV}(3)$ al 1 % y 5 % de significancia, respectivamente.

Cabe destacar que Brasil, Colombia y México presentan retroalimentación en CIV para el período después de la crisis y solo para Brasil y Perú en el período antes de ésta, lo cual afirma la integración de éstos mercados en el corto plazo.

Por último, los resultados obtenidos a través del método de Correlación Cruzada desarrollado por Cheung y Ng (1996) son consistentes con los encontrados por Ajayi y Mouguoé (1996), Nieh y Le (2001) y Yang y Doong (2004), los cuales, afirman la hipótesis que los cambios generados en el mercado accionario son señales importantes de información sobre la dirección económica del mercado de divisas. Por otra parte, el mercado de divisas no entrega mucha información respecto de la dinámica futura del mercado accionario.

Tabla 7.14: Correlación cruzada de los residuos estandarizados y residuos estandarizados al cuadrado obtenidos de los modelos GARCH univariados presentados en la [Tabla 7.10](#) y [Tabla 7.12](#) (antes de la crisis)

k	BRASIL		CHILE		COLOMBIA		MÉXICO		PERÚ	
	$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$	$\hat{r}_{UV}(k)$	$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$	$\hat{r}_{UV}(k)$	$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$	$\hat{r}_{UV}(k)$	$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$	$\hat{r}_{UV}(k)$	$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$	$\hat{r}_{UV}(k)$
-10	-0,0115	-0,0296	0,0141	-0,0028	0,0202	-0,0298	-0,0510	-0,0450	-0,0094	0,0935***
-9	0,0686**	-0,0308	-0,0066	0,0001	-0,0249	0,0083	0,0319	0,0190	-0,0191	-0,0148
-8	0,0029	0,0018	0,0278	0,0441	0,0159	0,0109	-0,0008	0,0092	0,0197	-0,0105
-7	-0,0009	0,0366	-0,0437	0,0197	-0,0381	0,0414	-0,0060	0,0136	0,0057	0,0002
-6	-0,0263	-0,0145	0,0278	0,0196	-0,0379	-0,0163	-0,0003	-0,0462	-0,0238	-0,0118
-5	-0,0077	-0,0230	-0,0189	0,0061	-0,0109	-0,0321	-0,0067	-0,0140	-0,0047	-0,0208
-4	0,0240	0,0046	0,0526**	0,0114	0,0101	0,0432	0,0020	-0,0190	-0,0120	-0,0038
-3	0,0490	0,0053	0,0216	-0,0493	0,0049	0,0041	0,0353	-0,0152	-0,0496	0,0425
-2	-0,0524	-0,0217	0,0261	-0,0011	-0,0103	-0,0369	0,0408	0,0188	-0,0204	0,0157
-1	0,0093	0,1342***	-0,0652	-0,0132	0,0302	-0,0101	0,0030	0,0080	-0,0555	0,0335
0	-0,1412	0,1974***	-0,0615	0,1554***	-0,0412	0,0412	-0,0818	0,1117***	-0,0456	0,0403
+1	-0,3739	0,0234	-0,2427	0,0818***	-0,2355	0,1352***	-0,1354	-0,0236	-0,0967	0,0591**
+2	-0,0802	0,0068	-0,0559	0,0183	-0,0195	0,0138	0,0030	0,0143	0,0096	0,0056
+3	0,0291	0,0033	0,0121	-0,0141	-0,0413	-0,0231	-0,0646	-0,0140	-0,0139	-0,0070
+4	-0,0249	-0,0136	-0,0182	0,0046	0,0313	0,0115	-0,0362	-0,0141	0,0425*	0,0285
+5	0,0999***	0,0014	0,0236	0,0056	-0,0549	0,0057	0,0438*	0,0070	0,0317	-0,0068
+6	-0,0282	-0,0397	-0,0306	0,0652**	0,0347	-0,0240	0,0012	-0,0197	-0,0183	0,0661**
+7	0,0020	-0,0088	-0,0149	0,0227	0,0078	0,0261	-0,0325	-0,0130	-0,0220	-0,0065
+8	0,0088	0,0308	-0,0650	0,0206	0,0215	0,0086	-0,0255	0,0008	-0,0148	0,0070
+9	0,0349	0,0850***	0,0301	-0,0407	-0,0436	0,0090	0,0171	0,0173	0,0020	0,0087
+10	-0,0276	-0,0063	-0,0512	-0,0251	-0,0162	-0,0225	-0,0455	0,0505*	0,0311	-0,0293

^aNota: $\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(k)$ y $\hat{r}_{UV}(k)$ son las correlaciones cruzadas de los residuos estandarizados y estandarizados al cuadrado obtenidos de los modelos GARCH univariados presentados en la [Tabla 7.10](#) y [Tabla 7.12](#). $(-k)$ es el número de días que el mercado de divisas va a la zaga del mercado accionario y $(+k)$ es el número de días que el mercado accionario va a la zaga del mercado de divisas.

*, ** y *** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 10 %, 5 % y 1 %, respectivamente.

Tabla 7.15: Correlación cruzada de los residuos estandarizados y estandarizados al cuadrado resultantes de los modelos GARCH presentados en la Tabla 7.11 y Tabla 7.13 (después de la crisis)

k	BRASIL		CHILE		COLOMBIA		MÉXICO		PERÚ	
	$\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$	$\hat{f}_{uv}(k)$	$\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$	$\hat{f}_{uv}(k)$	$\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$	$\hat{f}_{uv}(k)$	$\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$	$\hat{f}_{uv}(k)$	$\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$	$\hat{f}_{uv}(k)$
-10	-0,0094	0,0125	0,0370	-0,0112	0,0360	0,0587**	0,0960***	-0,0032	-0,0198	-0,0247
-9	-0,0076	-0,0241	-0,0123	-0,0095	-0,0538	-0,0018	-0,0048	0,0289	-0,0443	-0,0022
-8	0,0115	-0,0249	-0,0251	-0,0510	-0,0154	-0,0093	-0,0123	0,0289	-0,0179	-0,0204
-7	-0,0177	-0,0311	0,0024	-0,0299	-0,0488	-0,0152	-0,0522	-0,0012	-0,0463	0,0174
-6	0,0180	0,0070	0,0508	-0,0174	-0,0383	-0,0102	0,0327	-0,0528	-0,0041	0,0045
-5	0,0143	-0,0276	0,1052***	-0,0036	0,0498	0,0073	-0,0089	-0,0039	-0,0276	-0,0363
-4	0,0149	0,0929***	0,0240	-0,0395	-0,0148	-0,0095	0,0062	0,1053***	-0,0235	0,0048
-3	-0,0597	0,0355	-0,0270	0,0293	-0,0025	0,0036	-0,0475	0,0221	-0,0524	-0,0217
-2	-0,0086	0,0220	0,1021***	0,0058	-0,0301	-0,0512	0,0504	-0,0123	0,0182	0,0064
-1	-0,0308	-0,0293	-0,0313	-0,0087	-0,0058	-0,0307	0,0070	0,0021	-0,0219	0,0075
0	-0,0355	-0,0071	-0,0923	0,0944***	-0,0336	0,1659***	-0,1403	0,1018***	-0,0963	0,2219***
+1	-0,1964	0,0821***	-0,2468	0,0829***	-0,1941	0,0586**	-0,2890	0,0529**	-0,2510	0,0744***
+2	-0,0483	0,3234***	-0,0132	0,0107	-0,0120	-0,0009	-0,0261	-0,0344	-0,0139	-0,0405
+3	-0,0443	-0,0194	-0,0054	0,0257	0,0042	0,0140	-0,0073	-0,0149	-0,0542	0,0615**
+4	0,0117	-0,0343	0,0101	0,0108	-0,0172	-0,0159	0,0551**	0,0502	0,0022	-0,0161
+5	-0,0098	-0,0256	0,0050	-0,0065	0,0273	0,0413	-0,0201	-0,0277	-0,0505	-0,0134
+6	-0,0533	0,0883***	-0,0248	-0,0065	0,0124	-0,0378	0,0010	-0,0154	0,0057	-0,0339
+7	0,0735**	0,1168***	0,0017	-0,0139	-0,0277	-0,0268	-0,0113	0,0538**	-0,0349	-0,0105
+8	0,0321	0,0639**	-0,0618	0,0158	-0,0679	0,0244	-0,0575	-0,0025	-0,0361	0,0089
+9	-0,0244	-0,0240	-0,0279	0,0310	-0,0028	-0,0048	0,0438	-0,0506	0,0114	-0,0021
+10	0,0001	-0,0073	0,0226	0,0143	0,0044	-0,0004	0,0007	0,0572**	-0,0010	-0,0117

^aNota: $\hat{f}_{\varepsilon_t}(k)$ y $\hat{f}_{uv}(k)$ son las correlaciones cruzadas de los residuos estandarizados y estandarizados al cuadrado obtenidos de los modelos GARCH univariados presentados en la Tabla 7.11 y Tabla 7.13. $(-k)$ es el número de días que el mercado de divisas va a la zaga del mercado accionario y $(+k)$ es el número de días que el mercado accionario va a la zaga del mercado de divisas.

* y ** Denotan el rechazo a la hipótesis nula al nivel de significancia del 5 % y 1 %, respectivamente.

8 | Conclusiones y Recomendaciones

En esta investigación se analizaron los Spillovers en los precios y la volatilidad entre los mercados accionarios y de divisas para 5 países de Latinoamérica durante los períodos antes y después de la crisis subprime de 2008. El período de la muestra nos permite explorar y determinar si cambiaron las relaciones dinámicas a corto plazo entre los dos mercados una vez producida la crisis.

Con el fin de capturar los Spillovers en el precio y en la volatilidad entre los mercados, se utilizó un modelo EGARCH bivariado propuesto por Koutmos (1996) para estudiar las potenciales asimetrías en los mecanismos de transmisión de volatilidad. Además, como medida de robustez, se aplicó un modelo de correlación cruzada (CCF) propuesto por Cheung y NG (1996) para estudiar Causalidad en la Media y en la Varianza.

Para probar si existe un equilibrio de largo plazo entre los precios de las acciones y de los tipo de cambio se utilizó la prueba de cointegración de Johansen, la cual, determinó que no existe un equilibrio de largo plazo entre sus series no estacionarias.

Los resultados obtenidos nos indican que existe una relación negativa significativa entre el mercado de valores y la dinámica del mercado de divisas para los países de Brasil, Chile, Colombia, México y Perú para ambos períodos. Para aquellos países, un incremento (disminución) en el precio de las acciones a menudo causa una apreciación (depreciación) de la moneda local. También, se comprobó que para Brasil (ambos períodos) y Colombia (después de la crisis), variaciones en el precio de tipo de cambio, pueden afectar la dinámica del precio de las acciones, lo cual, indica que existe un feedback entre los mercados.

También, los resultados avalan la existencia de efectos Spillovers en la varianza, específicamente, en los efectos asimétricos que posee la transmisión de volatilidad, los cuales, son significativos y negativos desde los mercados accionarios a los de divisas para Chile, Colombia, México y Perú antes de la crisis. Después de la crisis, los mismos efectos son significativos y negativos para Brasil, Chile, Colombia y México. En cuanto al cambio de la magnitud de este efecto de asimetría, solamente para Chile y Perú se puede afirmar que después de la crisis, el impacto de las innovaciones negativas disminuye, en cambio, para México éstas aumentan de 1,45 a 5,14 después de la crisis.

En un segundo enfoque, se aplicó la técnica de dos pasos de Cheung y Ng (1996). En el primer paso, se ajustaron modelos de tipo GARCH con distintas especificaciones en la media para las series. De los resultados obtenidos de los modelos GARCH, se puede concluir que estos modelan correctamente las series de cola pesada, ya que, para todos los casos, disminuye la asimetría y curtosis en comparación con las estadísticas preliminares de éstas.

En cuanto a CIM y CIV se refiere, se encontró una causalidad en la media para Brasil, México y Perú desde el precio de las acciones hacia los precios del tipo de cambio después de la crisis y, para Brasil y México después de esta. Además, se encontró CIM desde el precio de los tipo de cambio hacia el precio de las acciones para Brasil y Chile antes de la crisis y para Chile y México después de esta.

Por último, para todos los países después de la crisis, se encontró una fuerte causalidad en la varianza y para Brasil, Chile, Colombia y Perú antes de la crisis.

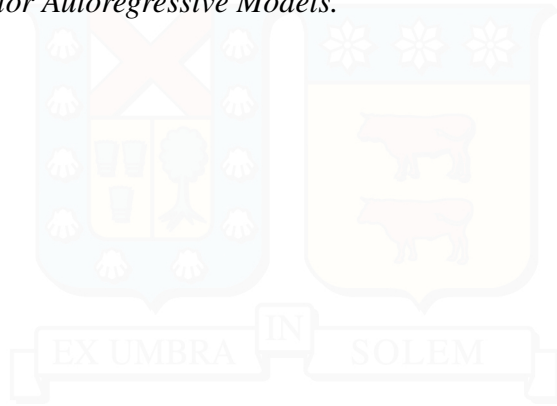
En general, a través de los resultados obtenidos se puede afirmar la hipótesis en estudio; *Los precios de las acciones transmiten información importante respecto a la predicción de cambios en la actividad económica en el mercado de divisas.*

9 | Bibliografía

- [1] Dornbush R., Fischer S. (1980). *Exchange rates and the current account*.
- [2] Branson W.H. (1983). *Macroeconomic determinants of real exchange risk, In Managing Foreign Exchange Risk*.
- [3] Branson W.H., Henderson D.W. (1985). *The specification and influence of assets markets*.
- [4] Frank P., Young A. (1972). *Stock price reaction of multinational firms to exchange realignments*.
- [5] Aggarwal R. (1981). *Exchange rates and stock prices: a study of the US capital markets under floating exchange rates*.
- [6] Kanas A., Kouretas G.P. (2002) *Mean and variance causality between the official and parallel currency markets: evidence from four Latin American countries*.
- [7] Kanas A. (2000). *Volatility Spillovers between stock returns and exchange rate changes: international evidence*.
- [8] Cheung Y.W., Ng L.K. (1996). *A causality-in-variance test and its application to financial market prices*.
- [9] Caporate G.M., Pittis N., Spagnolo N. (2002). *Testing for causality-in-variance: an application to the East asian markets*.
- [10] Phylaktis, K. and Ravazzolo, F. (2005). *Stock prices and exchange rate dynamics*.

- [11] Bahmani-Oskooe, M. and Sohrabian, A. (1992). *Stock prices and the effective exchange of the dollar.*
- [12] Ajayi, R.A. and Mougoué, M. (1996) *On the dynamic relation between stock prices and exchange rates: tests of Granger causality.*
- [13] So, W., (2001). *Price and volatility spillovers between interest rate and exchange value of the US dollar.*
- [14] Nelson, D.B. (1991). *Conditional heteroskedasticity asset returns: a new approach.*
- [15] Bollerslev, T. (1986). *Generalised autoregressive conditional hetero- skedasticity.*
- [16] Bollerslev, T. (1990). *Modeling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalised ARCH approach.*
- [17] Bollerslev, T. and Wooldridge, J.M. (1992). *Quasi-maximum likelihood estimation and inference in dynamic models with time-varying covariances.*
- [18] Liu, H. C., Lee, Y. H., Lee, M. C. (2009). *Forecasting China Stock Markets Volatility via GARCH Models Under Skewed-GED Distribution.*
- [19] Engle, R.F. (1982). *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation.*
- [20] Engle, R.F. and Ng, V.K. (1993). *Measuring and testing the impact of news on volatility.*
- [21] Glosten, L.R., Jaganathan, R., Runkle, D., (1993). *On the relation between the expected value and the volatility of the normal excess return on stocks.*
- [22] Koutmos, G., (1996). *Modeling the dynamic interdependence of major European stock markets.*
- [23] Aloui, C., (2007). *Price and volatility spillovers between exchange rates and stock indexes for the pre-and post-euro period.*

- [24] Shu Yi Lim, Siok Kun Sek, (2014). *Exploring the Inter-Relationship between the Volatilities of Exchange Rate and Stock Return.*
- [25] Soren Johansen (1991). *Estimation and Hypothesis Testing of Cointegration Vectors in Gaussian Vector Autoregressive Models.*





10 | Anexos



Figura 10.1: Algoritmo para modelos GARCH univariados

```

smpl @all '1 to 1008 pre crisis, 1009 to 2008 post crisis
series brasil_rt = 100*dlog(brasil)
series brasil_st = 100*dlog(brasil_real)
series chile_rt = 100*dlog(chile)
series chile_st = 100*dlog(chile_peso)
series colombia_rt = 100*dlog(colombia)
series colombia_st = 100*dlog(colombia_peso)
series mexico_rt = 100*dlog(mexico)
series mexico_st = 100*dlog(mexico_peso)
series peru_rt = 100*dlog(peru)
series peru_st = 100*dlog(peru_sol)

group rt brasil_rt chile_rt colombia_rt mexico_rt peru_rt
      brasil_st chile_st colombia_st mexico_st peru_st
group rtlag brasil_rt(-1) chile_rt(-1) colombia_rt(-1) mexico_rt(-1) peru_rt(-1)
      brasil_st(-1) chile_st(-1) colombia_st(-1) mexico_st(-1) peru_st(-1)

!i=1 'los primeros 25 son modelos garch
!j=26 'del número 26 al 50 son modelos garch-m
!k=51 'del número 51 al 75 son modelos gjrgarch
!l=76 'del número 76 al 100 son modelos gjrgarch-m
!m=101 'del número 101 al 125 son modelos egarch
!n=126 'de número 126 al 150 son modelos egarch-m
matrix(150,10) garchs 'matriz que contiene los 150 AIC de cada serie
for !s=1 to 10
  for !p=1 to 5
    for !q=1 to 5
      equation e1.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!i,!s)= e1.@aic
      !i = !i + 1
      equation e2.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,ARCHM=VAR,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!j,!s)= e2.@aic
      !j = !j + 1
      equation e3.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,THRSH=1,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!k,!s)= e3.@aic
      !k = !k + 1
      equation e4.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,THRSH=1,ARCHM=VAR,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!l,!s)= e4.@aic
      !l = !l + 1
      equation e5.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,THRSH=1,EGARCH,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!m,!s)= e5.@aic
      !m = !m + 1
      equation e6.ARCH(!p,!q,ASY=1,GED,THRSH=1,EGARCH,ARCHM=VAR,BACKCAST=0.7,DERIV=AA) rt(!s) c rtag(!s)
      garchs(!n,!s)= e6.@aic
      !n = !n + 1
    next
  next
next
!i=1
!j=26
!k=51
!l=76
!m=101
!n=126
next

```