

**CONTAGIO EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO POR LA CRISIS
SUBPRIME: UNA APROXIMACIÓN CUANTITATIVA**

Presentado por:
Rafael Ricardo Alviz Pico

**CESA – Colegio de Estudios Superiores de Administración
Maestría en Finanzas Corporativas
Bogotá
2020**

**CONTAGIO EN EL MERCADO BURSÁTIL COLOMBIANO POR LA CRISIS
SUBPRIME: UNA APROXIMACIÓN CUANTITATIVA**

Presentado por:

Rafael Ricardo Alviz Pico

Director:

Bernardo León Camacho

**CESA – Colegio de Estudios Superiores de Administración
Maestría en Finanzas Corporativas
Bogotá
2020**

Tabla de contenido

1) Introducción.....	8
1.1) Planteamiento de la pregunta de investigación	16
1.2) Hipótesis.....	16
1.3) Objetivo general	16
1.4) Objetivos específicos.....	16
3) MARCO TEÓRICO	23
3.1) Análisis de los mercados de renta fija.....	25
3.2) Análisis de política monetaria.....	31
3.3) Análisis de las tasas de cambio.....	38
3.4) Análisis del mercado de renta variable.....	43
4) METODOLOGÍA.....	50
4.1) Datos	50
4.2) Modelo de Coeficientes de correlación entre mercados.	51
4.2) Implementación de los modelos ARCH y GARCH	51
5) RESULTADOS	52
6) CONCLUSIONES.....	93
7) BIBLIOGRAFÍA.....	95

Índice de gráficas

Gráfica 1. Comportamiento de los índices accionarios	11
Gráfica 2. Comportamiento de la tasa de intervención de Colombia	13
Gráfica 3. Comportamiento del USDCOP	14
Gráfica 4. Correlación del contagio vía vínculos comerciales y financieros.....	21
Gráfica 5. Comportamiento de los bonos americanos	26
Gráfica 6. Comportamiento de bonos soberanos del mundo con plazo de 2 años.....	27
Gráfica 7. Comportamiento de los bonos americanos a 2 años vs el commodity del oro	29
Gráfica 8. Comportamiento de los bonos soberanos de corto plazo de Colombia y Estados Unidos.....	31
Gráfica 9. Curva de rendimientos de los bonos soberanos de Estados Unidos.	33
Gráfica 10. Curva de rendimientos de los bonos soberanos del Reino Unido.....	34
Gráfica 11. Comportamiento de la tasa de intervención de Colombia.	36
Gráfica 12. Curvas de rendimientos de los bonos soberanos de Colombia	37
Gráfica 13. Comportamiento de las monedas de la región (USD/COP, USD/BRL y USD/ARS).	41
Gráfica 14. Comportamiento de las monedas de la región (USD/COP, USD/BRL, USD/ARS, USD/CLP y USD/MXN).....	42
Gráfica 15. Comportamiento de las bolsas de valores de Latinoamérica.	46
Gráfica 16. Correlación bolsas de Latinoamérica.....	73
Gráfica 17. Distribución de las correlaciones LA.....	74
Gráfica 18. Correlación bolsas USA.....	74
Gráfica 19. Distribución de las correlación USA	75
Gráfica 20. Correlación bolsas Europa	75
Gráfica 21. Distribución de la correlación Europa	76
Gráfica 22. Correlación monedas LA	77
Gráfica 23. Distribución de las correlaciones monedas LA	78

Gráfica 24. Correlación monedas resto del mundo.....	79
Gráfica 25. Distribución de la correlaciones resto del mundo.....	79
Gráfica 26. Correlación Bonos 10 años.	80
Gráfica 27. Distribución de la correlación de los bonos 10 años.....	81

Índice de Tablas

Tabla 1. Comportamiento de las monedas de Latinoamérica.	38
Tabla 2. Comportamientos de las bolsas valores de la región.	44

Índice de Ecuaciones

Ecuación 1. Correlación COLCAP vs IPSA. Pearson	52
Ecuación 2. Correlación COLCAP vs IPSA. Forbes y Rigobon	53
Ecuación 3. Correlación COLCAP vs IBOV. Pearson	53
Ecuación 4. Correlación COLCAP vs IBOV. Forbes y Rigobon	54
Ecuación 5. Correlación COLCAP vs MEXBOL. Pearson	54
Ecuación 6. Correlación COLCAP vs MEXBOL. Forbes y Rigobon	54
Ecuación 7. Correlación COLCAP vs Merval. Pearson	55
Ecuación 8. Correlación COLCAP vs Merval. Forbes y Rigobon	55
Ecuación 9. Correlación COLCAP vs SPX. Pearson	56
Ecuación 10. Correlación COLCAP vs SPX. Forbes y Rigobon	57
Ecuación 11. Correlación COLCAP vs INDU. Pearson	57
Ecuación 12. Correlación COLCAP vs INDU. Forbes y Rigobon	57
Ecuación 13. Correlación COLCAP vs NYA. Pearson	58
Ecuación 14. Correlación COLCAP vs NYA. Forbes y Rigobon.	58
Ecuación 15. Correlación COLCAP vs CCMP. Pearson	59

Ecuación 16. Correlación COLCAP vs CCMP. Forbes y Rigobon.....	59
Ecuación 17. Correlación COLCAP vs FTSE. Pearson	60
Ecuación 18. Correlación COLCAP vs FTSE. Forbes y Rigobon	60
Ecuación 19. Correlación COLCAP vs DAX30. Pearson	61
Ecuación 20. Correlación COLCAP vs DAX 30. Forbes y Rigobon	61
Ecuación 21. Correlación COLCAP vs CAC 40. Pearson.....	62
Ecuación 22. Correlación COLCAP vs CAC40. Forbes y Rigobon.....	62
Ecuación 23. Correlación USDCOP vs USDBRL. Pearson	63
Ecuación 24. Correlación USDCOP vs USDBRL. Forbes y Rigobon.	63
Ecuación 25. Correlación USDCOP vs USDCLP. Pearson	64
Ecuación 26. Correlación USDCOP vs USDCLP. Fobes y Rigobon.....	64
Ecuación 27. Correlación USDCOP vs USDARS. Pearson	65
Ecuación 28. Correlación USDCOP vs USDARS. Fobes y Rigobon.	65
Ecuación 29. Correlación USDCOP vs USDMXN. Pearson	66
Ecuación 30. Correlación USDCOP vs USDMXN. Fobes y Rigobon.....	66
Ecuación 31. Correlación USDCOP vs GBPUSD. Pearson	67
Ecuación 32. Correlación USDCOP vs GBPUSD. Fobes y Rigobon.	67
Ecuación 33. Correlación USDCOP vs USDJPY. Pearson	67
Ecuación 34. Correlación USDCOP vs USDJPY. Fobes y Rigobon	68
Ecuación 35. Correlación USDCOP vs EURUSD. Pearson.....	68
Ecuación 36. Correlación USDCOP vs EURUSD. Fobes y Rigobon.	68
Ecuación 37. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.USA. Pearson.....	69
Ecuación 38. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.USA. Forbes y Rigobon.....	69
Ecuación 39. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.JPY. Pearson.....	70
Ecuación 40. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.JPY. Forbes y Rigobon.	70
Ecuación 41. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.UK. Pearson.....	71
Ecuación 42. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.UK. Forbes y Rigobon.....	71
Ecuación 43. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.GER. Pearson.....	72

Ecuación 44. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.GER. Forbes y Rigobon.....	72
Ecuación 45. Momentos de alto contagio. Colcap-Ipsa.....	82
Ecuación 46. Momentos de alto contagio. Colcap-Ibov	82
Ecuación 47. Momentos de alto contagio. Colcap-Mexbol.....	83
Ecuación 48. Momentos de alto contagio. Colcap-Merval.....	83
Ecuación 49. Momentos de alto contagio. Colcap-Spx	84
Ecuación 50. Momentos de alto contagio. Colcap-Indu	84
Ecuación 51. Momentos de alto contagio. Colcap-Ccmp.....	85
Ecuación 52. Momentos de alto contagio. Colcap-Nya.....	85
Ecuación 53. Momentos de alto contagio. Colcap-CAC40	86
Ecuación 54. Momentos de alto contagio. Colcap-DAX 30.....	86
Ecuación 55. Momentos de alto contagio. Colcap-FTSE 100	87
Ecuación 56. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDBRL	87
Ecuación 57. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDARS	88
Ecuación 58. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDMXN.....	88
Ecuación 59. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDCLP.....	89
Ecuación 60. Momentos de alto contagio. USDCOP-EURUSD.....	89
<i>Ecuación 61. Momentos de alto contagio. USDCOP-GBPUSD</i>	<i>89</i>
Ecuación 62. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDJPY	90
Ecuación 63. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosUSA	91
Ecuación 64. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosGER	91
Ecuación 65. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosUK	92
Ecuación 66. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosJPN.....	92

1) Introducción

Durante la última mitad del siglo XX las economías mundiales y de Colombia, han venido presentando un crecimiento modesto pero sostenible, debido a los cambios en sus políticas monetarias y fiscales, aperturas económicas hacia los mercados internacionales y avances tecnológicos, entre otros, que han venido ocurriendo con el pasar de los años. Sin embargo, la palabra “cambios” no significa que el resultado sea positivo, y más al hablar de economía y de finanzas, ya que estos cambios no siempre convergen al resultado esperado. Un cambio en la política monetaria o fiscal de un país puede llegar a ser un causante de una crisis económica o crisis financiera. No obstante, no solo el cambio de estas políticas puede causar estas crisis, sino también la falta de ellas. Así nos lo menciona Stiglitz (2010), al hacer referencia que una de las principales causas de la crisis *subprime* fue la desregulación hacia los mercados financieros.

Antes de seguir avanzando hacia el tema principal de este documento que tratará sobre contagio financiero, me gustaría introducir las definiciones de crisis económica y crisis financiera, con el fin de entender y poder separar las crisis, ya que en este documento solo analizaremos las crisis financieras. Principalmente este documento hablará sobre contagio de la crisis *subprime* en el mercado financiero y bursátil colombiano, sin embargo, también se hará un breve análisis del comportamiento de estos mercados para algunos países de Latinoamérica, Europa y Asia.

Empezaremos definiendo crisis económica: “se refiere a la rapidez en la que la producción real se ve afectada por las contracciones en la producción de los mercados” (Chung & Beamish, 2004, pág. 333). Por otra parte, definiremos a las crisis financieras como: “una interrupción de los mercados financieros en la cual la selección adversa y los problemas de riesgo moral empeoran, de modo que no se pueden canalizar eficientemente los recursos hacia las inversiones más

rentables” (Mishkin, 1991, pág. 2). Cabe resaltar que una crisis financiera puede conllevar a una crisis económica, como una crisis económica puede conllevar a una crisis financiera.

De acuerdo con lo mencionado anteriormente, este texto solo se centrará en el contagio vía crisis financiera. Analizaremos cuál es su anatomía y cómo se gestiona el contagio de una crisis financiera.

Al revisar algunos textos sobre este tema nos encontramos que varios autores concuerdan sobre la anatomía de una crisis financiera, para Mishkin (1991), los principales factores de unas crisis financieras son: aumentos en las tasas de interés, caídas en los mercados de valores, aumento en la incertidumbre, pánico bancario y caídas imprevistas en el nivel de precios agregados. Por su parte para Reinhart & Rogoff (2008), los factores de una crisis son, crisis bancarias¹, crisis de deuda externa y doméstica. Por último, tenemos a Sebastián-Barriel & Oulton (2013), para quienes la anatomía de una crisis son los siguientes factores: Crisis cambiaria, crisis inflacionaria, crisis bancarias, y crisis en la deuda externa y doméstica.

Ya habiendo expuesto la anatomía de una crisis, ahora vamos a explicar cómo se gestiona el contagio, pero antes de explicarlo daré una breve y fácil definición sobre contagio financiero: “Choques en un mercado financiero, que afectan los precios de otro mercado financiero” (Kodres & Pritsker, 2002, pág. 766). Para explicar cómo se gestiona el contagio nos fundamentaremos en el documento escrito por Andrew Karolyi (2002) y en el Profesor Charles R. Webb (2002) quienes nos explican que el contagio se puede dar por múltiples variables, pero que conceptualmente se dividen principalmente en dos categorías.

¹ “We mark a banking crisis by two types of events: (1) bank runs that lead to the closure, merging, or takeover by the public sector of one or more financial institutions; and (2) if there are no runs, the closure, merging, takeover, or large-scale government assistance of an important financial institution (or group of institutions), that marks the start of a string of similar outcomes for other financial institutions” (Reinhart & Rogoff, 2008, pág. 81)

La primera categoría la definen como: “los cambios en los precios de los activos financieros a causa de la relación normal entre economías debido a los vínculos comerciales y financieros. Esto se conoce como contagio basado en fundamentos” (Karolyi & Webb, 2002, pág. 3). La segunda categoría del contagio financiero la llaman “Contagio irracional” y la definen como: “el contagio que no necesariamente debe relacionarse con los vínculos comerciales y financieros. Pues las decisiones de inversión por parte de los inversores y otros agentes financieros pueden causar choques en los mercados” (Karolyi & Webb, 2002, pág. 3).

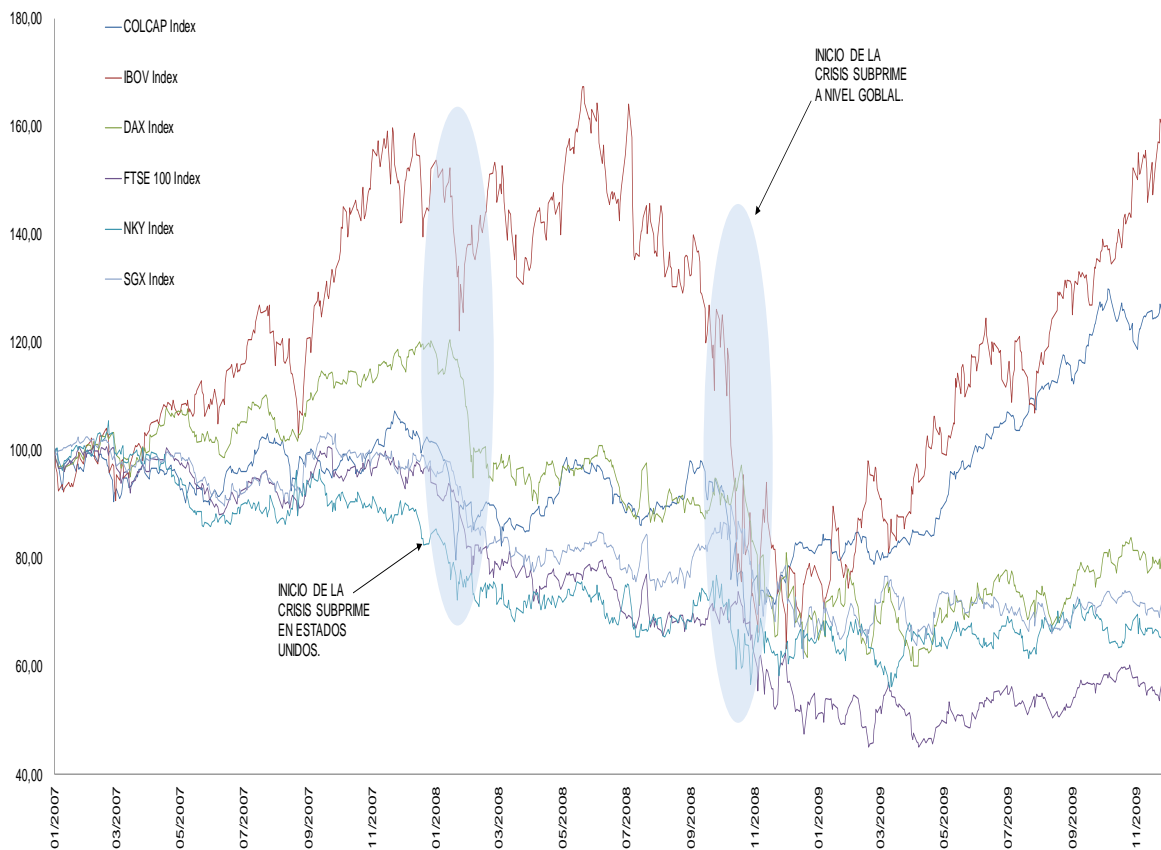
El nivel del contagio que una crisis financiera pueda generar sobre otros países tiende a depender de diferentes variables. Si aquel país que está sufriendo la crisis financiera es desarrollado o emergente, su ubicación geográfica, y también por el nivel de relaciones comerciales y financieras, entre otros (Bernardi Carriello, 2005).

Ahora bien, la crisis *subprime* marcó el mercado financiero y bursátil a nivel mundial, pues su nivel de contagio y de impacto fue tan catastrófico que llevó a que muchos países tuvieran que modificar su política monetaria y que sus bolsas sufrieran tan altas desvalorizaciones que algunas optaron por cerrar antes del cierre normal. En el gráfico 1 encontrarán el comportamiento de algunas bolsas del mundo (nótese que la gráfica fue normalizada en base 100, para ver más claro el contagio y su impacto).

El COLCAP de Colombia cayó 8,54%, el 10 de octubre de 2008 y el IBOV de Brasil cayó 13,49% el 15 de octubre de 2008. En Europa, el DAX 30 de Alemania cayó 10,75%, el 13 de octubre de 2008 y el FTSE 100 del Reino Unido cayó 10,67% el 29 de octubre de 2008. Por último, en Asia el NIKKEI 225 de Japón cayó 10,88%, el 16 de octubre de 2008, mientras el SGX de Singapur se desvalorizó 10,60%, el 9 de octubre de 2008.

Este caso en particular nos afirma que los países desarrollados que cuentan con una gran red comercial y financiera con múltiples países del mundo pueden llegar a generar movimientos abruptos en los mercados financieros y bursátiles con un alto impacto. Como ya se había mencionado anteriormente, debido al gran impacto que tuvo la crisis *subprime* en los mercados estudiados este caso será analizado detenidamente más adelante en este texto.

Gráfica 1. Comportamiento de los índices accionarios



Nota: Elaboración propia a partir de Bloomberg

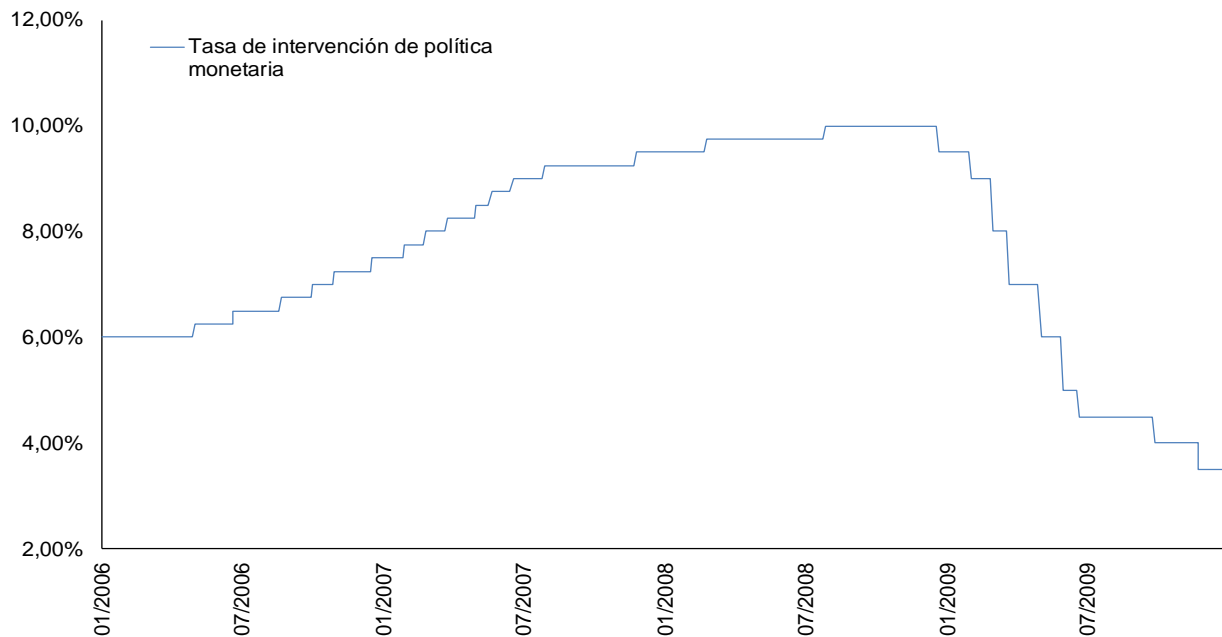
En contraste con el caso anterior, y haciendo referencia a la segunda categoría de cómo se gestiona el contagio en el texto de Karolyi & Webb (2002), el “contagio irracional”, tenemos la

crisis financiera rusa de 1998 o más conocida como “La crisis del Rublo”, que a pesar de que esta fue desatada principalmente por el contagio de la crisis financiera asiática de julio de 1997, tuvo efectos irracionales sobre países en Latinoamérica. El “Efecto Vodka”, como lo llamaron, tuvo un impacto significativo principalmente sobre Argentina y Brasil, pero no existió razón fundamental para que estos países se vieran afectados, solo se presentó un “temor” por los inversionistas hacia los países emergentes lo que causó que estos países se vieran afectados.

Por otra parte, hablaremos un poco de Colombia y cómo los mercados financieros han reaccionado frente a las crisis financieras. Para esta parte del documento nos centraremos en el texto de Ocampo (2009), quien realizó un extenso estudio sobre el efecto del impacto de la crisis financiera sobre América Latina.

Ocampo (2009) basó su estudio principalmente en la crisis *subprime* y en los efectos macroeconómicos que esta tuvo en América Latina, según Ocampo “en 2008 varias economías de la región experimentaron una desaceleración importante, entre ellas Colombia, México, República Bolivariana de Venezuela y casi todas las economías más pequeñas de Centroamérica y el Caribe” (2009, pág. 10). Para el caso de Colombia, podemos observar el gráfico 2, el cual presenta el movimiento de la tasa de intervención del Banco de la República, antes, durante y después de la crisis *subprime*. En el gráfico 2 podemos analizar que, desde enero del 2008 hasta enero de 2009, el Banco de la República optó por una política monetaria contractiva, lo que posiblemente ocasionó la desaceleración mencionada por Ocampo.

Gráfica 2. Comportamiento de la tasa de intervención de Colombia

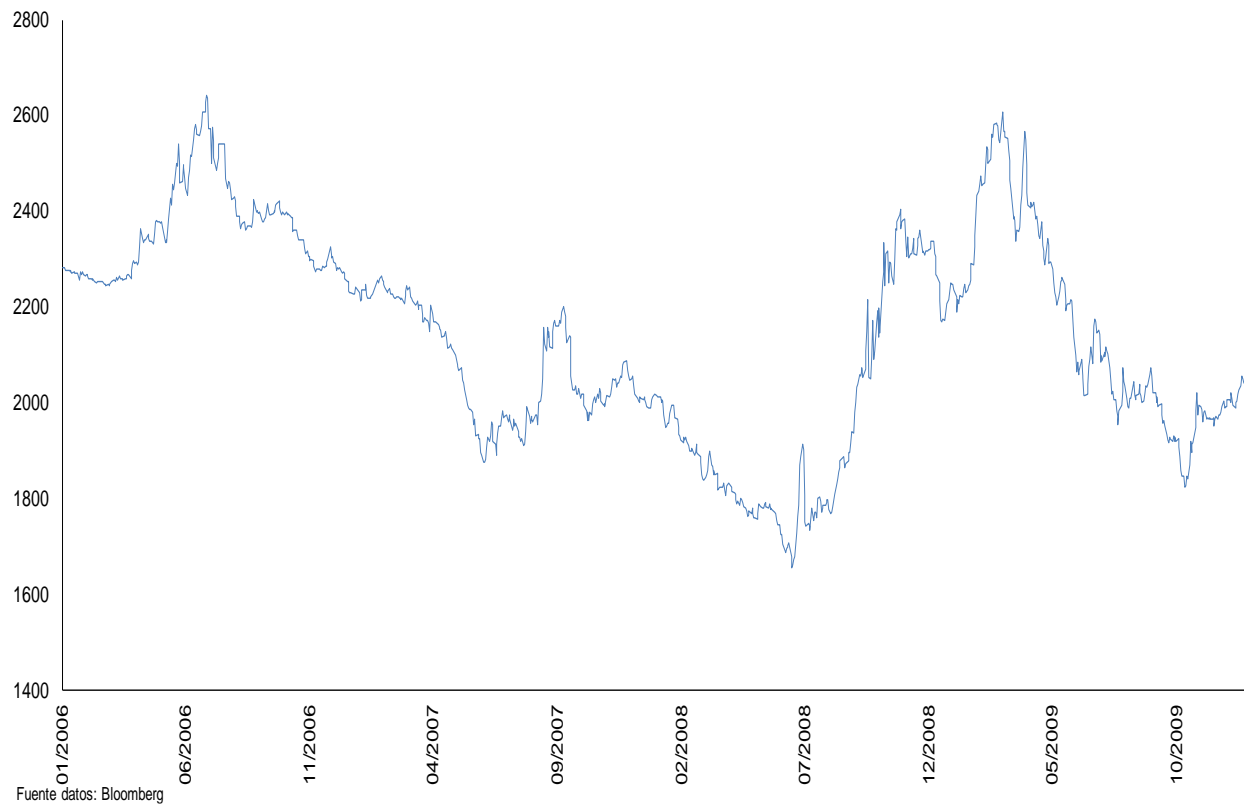


Nota: Elaboración propia a partir del Banco de la República (WEB)

Adicionalmente, la salida excesiva de capitales por parte de los fondos de inversión internacionales realizaba una presión adicional sobre estas economías, haciendo que sus tipos de cambios se depreciaran de manera significativa. Según Ocampo, “en Brasil y Colombia el tipo de cambio se mostró más inestable” (2009, pág. 23).

Observando el gráfico 3, encontramos el comportamiento del tipo de cambio para el peso colombiano en la crisis *subprime* durante las tres etapas (antes, durante y después de la crisis), se puede observar que el peso colombiano se vio fuertemente afectado por la crisis, pues esta hizo que se devaluara desde 1655 pesos por dólar hasta 2608 pesos por dólar, presentado una devaluación del 57,63%, desde el 17 de julio de 2008 hasta el 3 de marzo del 2009. Es importante resaltar que la crisis llevó al peso hasta máximos históricos.

Gráfica 3. Comportamiento del USDCOP



NOTA : Elaboración propia a partir de datos de Bloomberg.

De acuerdo con lo anterior podemos inferir que Colombia, debido a su alto nivel de vínculos comerciales y financieros con Estados Unidos, es muy propenso a verse afectado por las crisis ocurridas en ese país.

Por su parte, las crisis presentadas en México nos afectan muy poco, a pesar de su cercanía geográfica y relación económica y financiera, “Colombia, es uno de los pocos países latinoamericanos que son poco afectados por los eventos en México” (Calvo & Reinhart, 1996, pág. 2). Este caso se presentó durante la devaluación en México el 19 de diciembre de 1994, en el que “Colombia fue la excepción, ya que su mercado continuaba fuerte después del comienzo de la crisis” (Calvo & Reinhart, 1996, pág. 10).

Por último, y habiendo expuesto todo lo anterior nos preguntamos si al conocer la anatomía de una crisis financiera y cómo se gesta, existe una estrategia inversión que al identificar cuáles son las principales variables de impacto y cuál es su nivel de impacto, sirva como toma de decisión para inversiones de alto riesgo o para posiciones de cobertura según el apetito al riesgo.

1.1) Planteamiento de la pregunta de investigación

En momentos de crisis financieras cuál es el instrumento financiero que más afecta el mercado bursátil de Colombia.

1.2) Hipótesis

El mercado de renta variable de Colombia es el más vulnerable en periodos de crisis financieras.

1.3) Objetivo general

Determinar los principales instrumentos financieros y su nivel de impacto en el mercado bursátil de Colombia a causa de la crisis financiera subprime.

1.4) Objetivos específicos.

- A. Identificar cuál de los mercado de renta fija, renta variable y cambiario de Colombia presenta mayor correlación con los mercados financieros de los países seleccionados.
- B. Identificar cuál de los mercados financieros estudiados presenta mayor volatilidad y sensibilidad con los activos colombianos.
- C. Evaluar el nivel de correlación en los retornos de los activos del mercado financiero de los países seleccionados.
- D. Identificar el país que según su región presente mayor correlación con los mercados financieros colombianos.

2) ESTADO DEL ARTE

Existe una extensa literatura que ha contribuido al entendimiento del análisis del contagio financiero, varios autores han realizado diversos estudios donde analizan el impacto en los mercados financieros de países emergentes y desarrollados por el contagio de las crisis financieras.

Cayon, Thorp, & Wu (2018), realizaron un estudio en el cual por medio de una regresión compararon los spreads de los bonos soberanos durante la crisis financiera internacional del 2009, entre 43 países, incluyendo dentro de estos países 20 de economías emergentes. Los autores recopilaron los datos de cierre diario de las curvas cero cupón desde el 3 de enero del 2000 al 31 de mayo de 2013. Acorde con los autores, las curvas de bonos soberanos cero cupón tienen las características distintivas de que se derivan de los precios reales de los bonos y dan una buena aproximación del precio teórico. El modelo usado se presenta a continuación:

$$SPREAD_{i,t} = \alpha_i + \beta_s * SPREAD_{t,i-t} + \beta_t * Z_{i,t} + \beta_c * F_t + \gamma_0 * D_{c,t} + \gamma_1(Z_{i,t}, D_{c,t}) \\ + \gamma_2(Z_{i,t}, D_{c,t}) + \varepsilon_{i,t}$$

Este estudio dio como resultado la existencia de una diferencia positiva significativa en los spreads de los bonos soberanos promediados durante la crisis en relación con el periodo de no crisis. De acuerdo con los autores, el resultado de la diferencia positiva en los spreads de los bonos soberanos se explica por los vínculos cruzados entre los mercados. Adicionalmente, encontraron que los bonos soberanos de los mercados emergentes estuvieron relativamente a salvo durante la crisis financiera global.

Por su parte, Baur (2003) realizó un estudio que se basa en un modelo de regresión para identificar la diferencia entre el contagio significativo y la volatilidad del contagio de forma

asimétrica, para los mercados de valores de 11 países asiáticos durante las crisis en Asia: China, Hong Kong, India, Indonesia, Japón, Sur Corea, Malaysia, Filipinas, Singapur, Taiwán y Tailandia, y las crisis a estudiar son las crisis de Hong Kong y Tailandia. El periodo analizado abarca 4 años y medio, desde el 30 de abril de 1997 hasta el 30 de octubre de 2001. El modelo usado se presenta a continuación:

$$R_{1,t} = \alpha_1 + \beta_1 * f_t + \mu_{1,t}$$

$$R_{2,t} = \alpha_2 + \beta_2 * f_t + \beta_3 * \mu_{1,t} * D_{crisis} + \mu_{1,t}$$

El modelo usado por Baur, (2003), es una regresión lineal donde:

- R_{it} , es el retorno del mercado i .
- f_t es el factor común que afecta potencialmente ambos mercados.
- μ_{it} es el término de error del retorno para i y A_i ,
- β_i (para $i = 1, 2$) son los parámetros que estimar.
- β_3 captura la transmisión.
- D_{crisis} garantiza que el choque solo influya en los periodos de crisis (toma valor de 1 en periodo de crisis y 0 en lo contrario).

El autor encontró la existencia de contagio medio y de volatilidad en la crisis de Hong Kong, mientras que, solo se evidenció contagio de volatilidad en la crisis de Tailandia. Por lo tanto, el hallazgo sugiere que la crisis de Hong Kong tuvo un mayor impacto en los mercados estudiados.

También encontramos el estudio de Van Rijckeghem & Weder (2001), quienes estudian las fuentes del contagio, y se preguntan si el contagio se produce por vínculos financieros o comerciales. Los autores se enfocaron en tres crisis financieras de economías emergentes, la crisis de México, de Tailandia y de Rusia. El estudio lo llevan a cabo por medio de una regresión, donde el contagio es una variable binaria que toma el valor de 1 si el país tuvo una crisis cambiaria en un momento específico. A continuación se presenta el modelo usado:

$$Contagion_i = \alpha_0 + \alpha_1 * FundsComp_i + \alpha_2 * Trade + \alpha_3 MacroControls_i + \mu_i$$

Como resultado del ejercicio los autores evidenciaron de que los efectos indirectos a través de los préstamos bancarios fueron vitales para la existencia del contagio en las crisis de México, de Tailandia y de Rusia. Adicionalmente, comentan que la medición de los vínculos financieros es más difícil de medir, que la de los vínculos comerciales. Asimismo, encuentran que los vínculos comerciales y financieros tienden a ser altamente correlacionados, especialmente en Asia.

Ahora revisaremos el estudio de Dungey & Gajurel (2015), quienes examinaron empíricamente la evidencia del contagio internacional a causa de la crisis financiera de Estados Unidos durante 2007-2009 y su impacto en el sector bancario mundial. Este documento analiza más allá de los efectos indirectos que se producirían por los vínculos comerciales y financieros conocidos entre sectores bancarios: consiste en ver los efectos del contagio.

El modelo realizado por los autores abarca varios canales potenciales de contagio e hipótesis comprobables en un solo marco. Específicamente, abarca los posibles cambios estructurales debido al resigo sistemático mundial (contagio sistemático), choques idiosincrásico-adicionales a los choques de Estados Unidos (contagio idiosincrásico), cambio estructural

(contagio de turnos) y repercusiones adicionales de la volatilidad de los Estados Unidos a otros mercados (contagio de volatilidad).

El modelo usado por Dungey y Garjuel (2015), es un modelo CAPM basado en un enfoque de factores en lugar de concentrarse en vínculos observables como lo son los vínculos comerciales y financieros. Para el modelo se creó la siguiente función:

$$R_{j,t} = \beta_{0,j} + \beta_{1,j} * f_t^{Global} + \beta_{2,j} * f_t^{Global} * i_t + \beta_{3,j} * f_t^{us} + \beta_{4,j} * f_t^{us} * i_t + \beta_{5,j} * i_t + \beta_{4,j} * \varepsilon_{j,t} \dots J = 1, \dots, N - 1$$

- $R_{j,t}$, representa el retorno para el sector bancario del país I en el tiempo T.
- F_{global} , representa el factor global y puede ser representado por el índice agregado del sector bancario global.
- F_{us} se extrae como el residuo de la aplicación I= USA, por lo que se ortogonalizan los factores globales y estadounidense.
- $B_{1;j}$ representa un coeficiente beta estándar de CAPM frente a los mercados mundiales.
- $B_{2;j}$ representa el contagio sistémico.
- $B_{3;j}$ mide los efectos generales de contagio de los shocks estadounidenses.
- $B_{4;j}$ mide los efectos adicionales de los shocks estadounidenses durante el período de crisis, es decir, el contagio idiosincrásico.
- $B_{5;j}$ captura cualquier cambio de interceptación en la representación del modelo de factor o el contagio de turnos durante el período de crisis.

Los datos usados para este documento fueron tomados de Thomson Reuters Datastream, se usaron índices del sector bancario con cierre diario, el periodo usado data del 2 de febrero de 2001 y el 8 de mayo del 2009.

En cuanto al resultado de este documento, se encontró que, de los 54 países analizados, 45 países muestran evidencia de verse impactados por alguno de los contagios. Cabe resaltar que 11 de los 45 países mostraron que durante la crisis rechazaron la hipótesis nula de las pruebas conjuntas (prueba bivariada y multivariada) en todos los casos, es decir, que estos países sufrieron todos los contagios de la crisis.

Gráfica 4. Correlación del contagio vía vínculos comerciales y financieros.



Nota: Tomada de Dungey & Gajurel, (2015)

Por último, analizaremos el documento escrito por Canova (2005), quien estudió la transmisión de los choques en Estados Unidos hacia Latinoamérica. El autor seleccionó a México, Panamá, Brasil, Chile, Ecuador, Argentina, Uruguay y Perú, como los países de Latinoamérica a estudiar. Según el autor, seleccionó estos países pues a pesar de que algunos países son grandes y otros pequeños, todos cuentan con acuerdos comerciales con Estados Unidos. Adicionalmente, la interdependencia financiera con los EE. UU. es importante para todos ellos.

Los autores consideraron cinco variables básicas en el modelo que miden la actividad real, la inflación, las tasas de interés, el comercio y la competitividad internacional. En cuanto al periodo investigado los autores tomaron datos desde el primer trimestre de 1990 hasta el segundo trimestre de 2002, excepto Argentina y Brasil, cuyos datos comienzan a partir del primer trimestre de 1991.

Para el cálculo del contagio los autores usaron un modelo VAR, bajo la siguiente función:

$$\gamma_{j,t} = D_{1,i} * \gamma_{1,t-1} + D_{2,i} * v_t + D_{3,i} * \chi_t + N_{i,t}$$

Los resultados presentados en este texto nos dan una visión de qué podemos esperar para nuestro trabajo de investigación. Los autores concluyeron que el contagio se produce casi instantáneo con variables latinoamericanas alcanzando su punto máximo en un par de trimestres. Adicionalmente, los patrones de contagio difieren en cierta medida de qué tan desarrollado sea el país.

3) MARCO TEÓRICO

Las crisis financieras, el contagio financiero y su impacto en las economías a nivel mundial, han sido materia de investigación de varios autores. La necesidad del entendimiento de cómo nace y se desarrolla una crisis financiera, de cómo se produce el contagio y cuáles son sus consecuencias en los mercados financieros, habilita la posibilidad de crear estrategias de inversión para enfrentar una crisis.

Para analizar el impacto del contagio de una crisis financiera sobre otras economías, primero debemos analizar el origen de la crisis y cuál es el mecanismo por el cual se puede producir el contagio. Antes de empezar con el análisis, voy a introducir tres definiciones del contagio financiero:

1) “El contagio es la transmisión de shocks a través del país o los efectos de derrame general entre países que se han enfatizado durante los tiempos de crisis. El contagio se puede observar a través de los movimientos conjuntos de diferentes índices financieros en diferentes países o las crecientes probabilidades de incumplimiento si se produce una crisis en otro lugar. Entonces, a diferencia de otras definiciones, esta incluye un enlace fundamental como un canal de contagio” (Kuusk, Paas, & Viikmaa, 2011, pág. 63).

2) “El contagio es la transmisión de shocks a otros países o la correlación entre países, más allá de cualquier vínculo fundamental entre los países y más allá de los shocks comunes” (Kuusk, Paas, & Viikmaa, 2011, pág. 63).

3) “El contagio ocurre cuando las correlaciones entre países aumentan durante los tiempos de crisis en relación con las correlaciones durante los tiempos tranquilos” (Kuusk, Paas, & Viikmaa, 2011, pág. 64).

Ahora se expondrán cuáles son los mecanismos por los cuales las crisis financieras gestionan el contagio y producen irrupciones sobre otros mercados. Según Longstaff (2010), existen al menos tres posibles mecanismos por los cuales un mercado que está sufriendo choques, pueda contagiar a otros mercados.

El primer mecanismo de contagio lo describe como “mecanismos en los cuales los shocks negativos en un mercado representan la llegada de noticias económicas que afectan directamente los valores colaterales o los flujos de efectivo asociados con los valores en otros mercados” (Longstaff, 2010, pág. 437).

Este mecanismo de contagio puede entenderse como el contagio vía “transmisión de información” de los mercados más líquidos. Podemos inferir que el nivel de impacto y de expansión de este mecanismo va a estar sujeto a qué tan grandes sean los vínculos financieros y comerciales con otros países y qué tan desarrollada sea la economía del país que está sufriendo la crisis y generando el contagio financiero.

El segundo mecanismo de contagio lo explican de la siguiente manera: “cómo los inversores que sufren pérdidas en un mercado pueden encontrar su capacidad de obtener fondos deteriorados, lo que puede conducir a una espiral descendente en la liquidez general del mercado y otros precios de los activos a través de un vuelo hacia la calidad” (Longstaff, 2010, pág. 437). Este mecanismo de contagio se puede entender que se produce vía liquidez de los mercados.

Sin embargo, este mecanismo de contagio nos introduce a una clase de contagio que la denominan contagio irracional, el cual lo definen de la siguiente manera: “A menudo se dice que este tipo de contagio es causado por fenómenos "irracionales", como pánico financiero, comportamiento de rebaño, pérdida de confianza y mayor aversión al riesgo” (Claessens, Park, & Dornbusch, 2001, pág. 180).

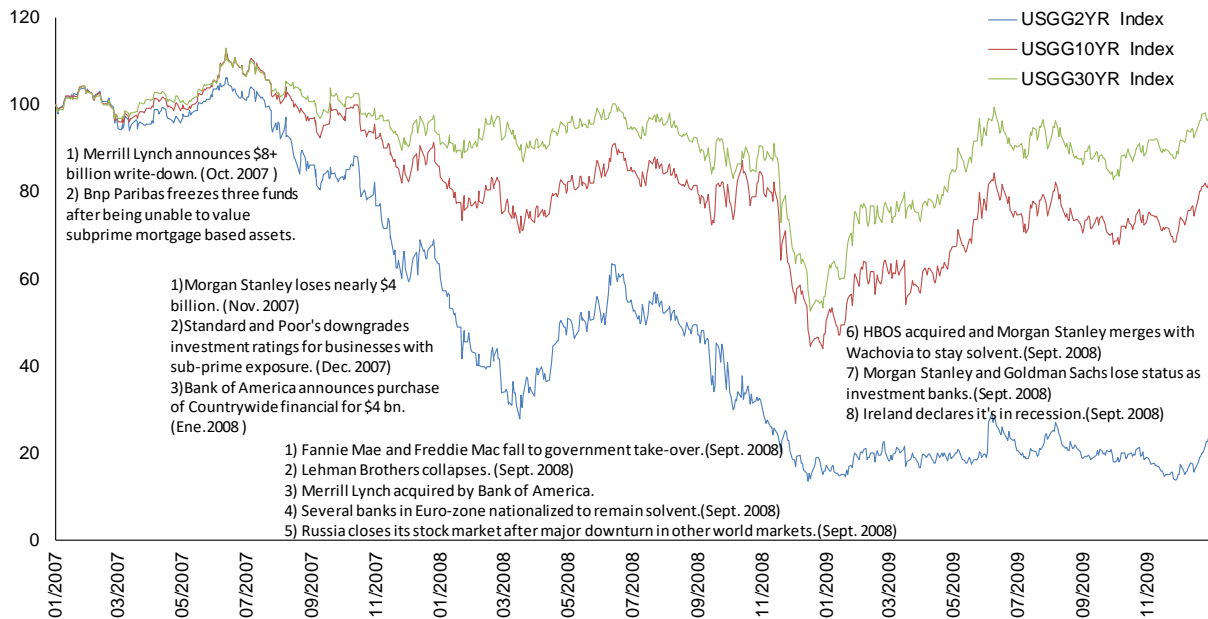
El último mecanismo de contagio trata de lo siguiente: “implica que un shock negativo severo en un mercado puede estar asociado con un aumento en la prima de riesgo en otros mercados” (Longstaff, 2010, pág. 437). Este mecanismo de contagio ocurre cuando los retornos negativos de los activos de un país en crisis afectan los retornos de otros mercados por medio de una prima de riesgo.

Ya habiendo explicado los mecanismos por los cuales las crisis financieras gestionan el contagio, vamos a adentrarnos a hablar del contagio en la crisis *subprime*, la cual fue una crisis que marcó a los mercados financieros y bursátiles del mundo por su nivel de impacto y de contagio. Se analizarán los mercados de renta fija, divisas y renta variable, para algunos países y se finalizará cada mercado enfocado al contagio en Colombia.

3.1) Análisis de los mercados de renta fija

Se iniciará analizando el comportamiento del mercado de renta fija en la crisis *subprime*. En el gráfico 5 podemos observar el comportamiento de los tesoros americanos a plazo de 2 años, 10 años y 30 años, en la crisis *subprime*. En este gráfico nos damos cuenta de que los tesoros de corto plazo sufrieron un impacto mucho mayor a comparación de los tesoros de mediano y largo plazo, cuando se presentó esta crisis.

Gráfica 5. Comportamiento de los bonos americanos

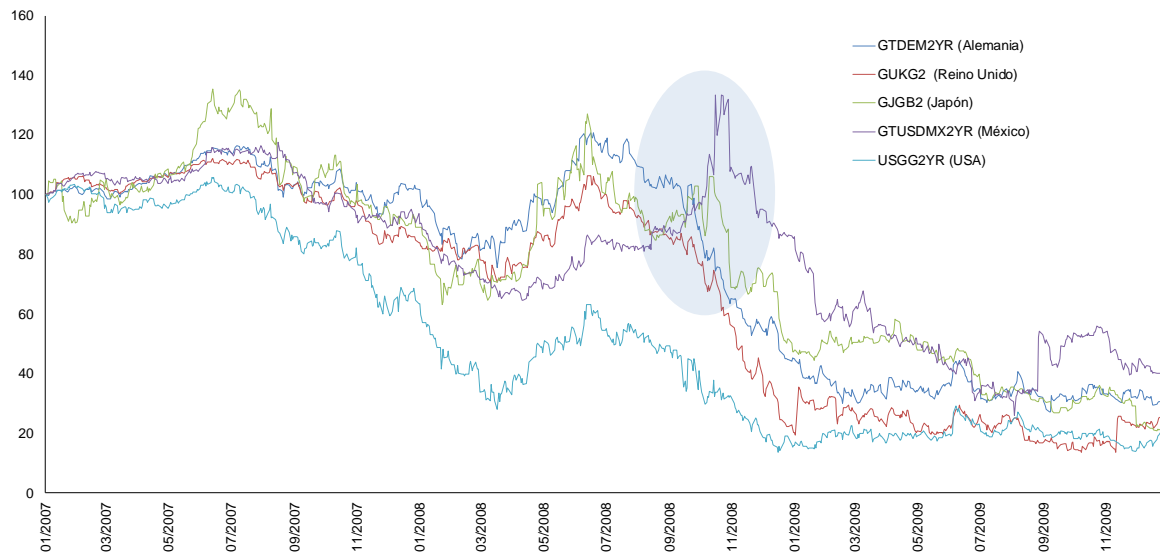


Nota: Elaboración propia a partir de datos de bloomberg. Información tomada de Cayon, Sarmiento-Sabogal, & Shukla (2016) y Hausman & Johnston (2014)

En el gráfico 6 se podrá encontrar el comportamiento de algunos bonos soberanos con plazo a 2 años de diferentes países. Cabe resaltar que, la mayoría de los bonos soberanos con este plazo mostraron un comportamiento similar durante la crisis, a excepción de los bonos mexicanos que presentaron valorizaciones por un tiempo limitado (Obsérvese el gráfico 6 la parte sombreada).

Sin embargo, todos los bonos presentaron una fuerte desvalorización desde el 1 de enero de 2007 al 31 de 2009. Las desvalorizaciones son las siguientes: los bonos alemanes (65.79%), del Reino Unido (74.72%), de Japón (81.05%), de México (60.63%) y de Estados Unidos (76.26%).

Gráfica 6. Comportamiento de bonos soberanos del mundo con plazo de 2 años.



Nota: Elaboración propia a partir de datos de Bloomberg.

Estos resultados van en línea con Longstaff (2010), quien nos afirma en su texto que los títulos de corto plazo se vieron mucho más afectados que los de largo plazo. De esta misma manera, Ocampo (2009), comenta en su texto que “La reducción de las tasas de intervención, que hasta marzo de 2008 fue muy pronunciada (entre tres y cuatro puntos porcentuales), se transmitió a los bonos del Tesoro a corto plazo” (Pág.43).

El impacto que causó esta crisis en particular está correlacionada con los tres mecanismos de contagio, trasmisión de información (grandes vínculos comerciales y financieros de Estados Unidos con el resto del mundo), vía liquidez (liquidación de activos y salida rápida de los mercados en busca de activos refugios) y retornos negativos (Inversiones del extranjero en Estados Unidos, se estaban viendo seriamente afectados por los retornos negativos a causa de la desvaloración de los activos).

Longstaff (2010) usó un modelo VAR (vectores autorregresivos), para poder hallar los coeficientes de correlación entre mercados. Este mismo modelo VAR será usado en este texto para hallar los coeficientes de correlación hacía el mercado financiero colombiano.

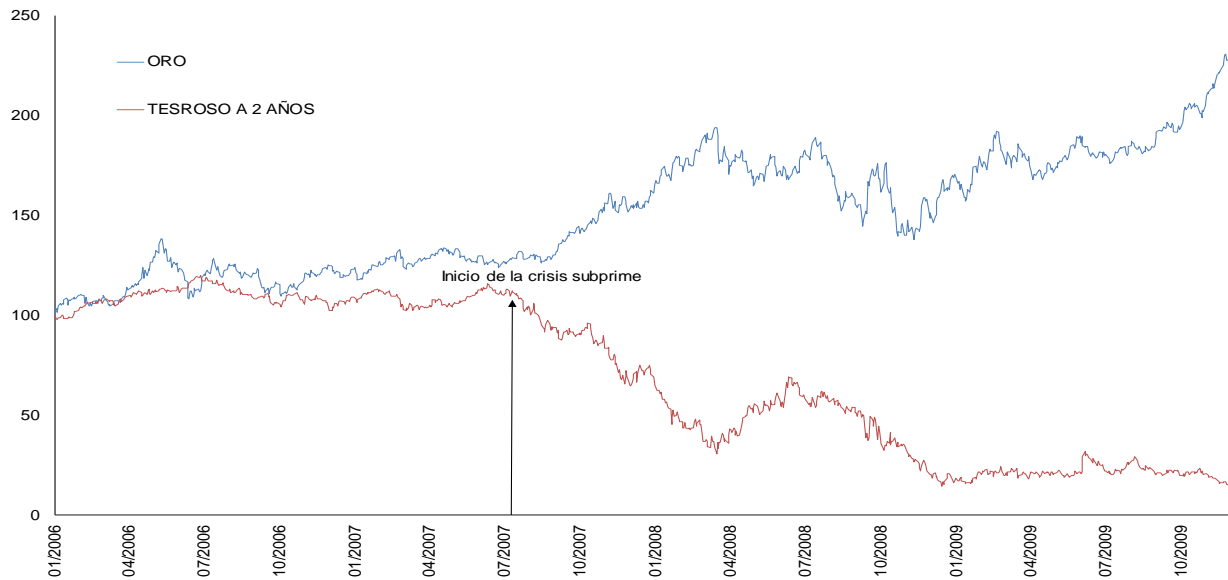
$$Y(t) = \alpha \sum_{k=1}^4 \beta_K * Y_{t-k} + \gamma ABX_{t-k} + \varepsilon_t$$

El autor utilizó como variable dependiente los retornos en los índices ABX (ABXAAA, ABXAA, ABXA, ABXBBB, y ABXBBB), y como variables independientes los cambios en los rendimientos del Tesoro a uno y 10 años, cambios en los diferenciales de crédito de Moody's Aaa y Baa, los rendimientos del índice S&P 500, los rendimientos del subíndice de las firmas financieras S&P 500 y los cambios en el valor del índice VIX y realizó el cálculo para cada uno de los tres años en el período de muestra: 2006, 2007 y 2008.

A continuación, encontrarán el gráfico 7 en el que se analiza el comportamiento del tesoro a 2 años y el commodity oro. Al analizar el gráfico observamos que antes de septiembre de 2007, el oro y los tesoros a 2 años, no presentaban una correlación significativa. Sin embargo, desde septiembre de 2007, se observa una correlación inversa significativa entre estos activos.

Según lo mencionado anteriormente del gráfico podemos inferir que en esta correlación inversa se encuentra uno de los mecanismos de contagio mencionados por Longstaff (2010), el contagio por vía de liquidez. Al analizar el gráfico nos damos cuenta de que, desde septiembre de 2007, el precio de los tesoros americanos a 2 años empieza a descender notablemente, esto debido a la primera baja de tasas de referencia por parte de la FED, y la liquidación de estos activos por parte de inversores extranjeros en busca de activos más rentables o más seguros, en este caso, el oro.

Gráfica 7. Comportamiento de los bonos americanos a 2 años vs el commodity del oro



Nota: Elaboración propia con datos obtenidos de Bloomberg.

En línea con la anterior, cabe resaltar lo mencionado por Darius & Radde (2010) “Los shocks globales de liquidez tienen un impacto lento pero persistente en precios de la vivienda y de materia primas, mientras que no hay una respuesta significativa de los precios de las acciones” (Pag,10).

Los autores usaron un modelo de VAR (vectores autorregresivos) o modelos de corrección de errores de vectores (VECM) para investigar la relación entre liquidez global y precios de activos. A continuación se presenta el modeló usado:

$$X_t = V + \alpha_t(t) + (A_1L + A_2L^2)X_t + U_t$$

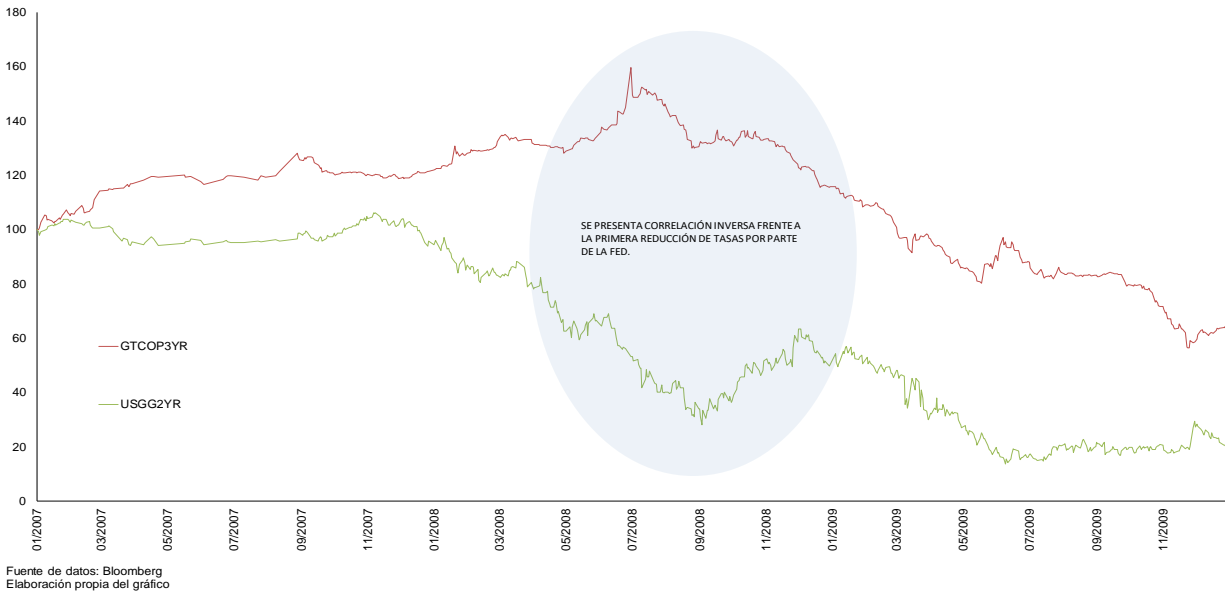
Los autores utilizaron datos trimestrales que van desde 1971Q1 a 2009Q3 para la muestra que consta de todos los países que hacen parte del G7 (Canadá, Francia, Alemania, Italia, Japón, Estados Unidos y el Reino Unido). Para cada uno de los países anteriores los autores recopilaron datos sobre el PIB real (Y_i), el Deflactor del PIB (P_i), una tasa de interés nominal de 3 meses (IS_i), una medida de dinero limitado (M_i) y un índice de precios de la vivienda (HPI_i). Además,

incluyeron dos índices de precios de activos esencialmente globales en nuestro análisis: el índice MSCI World (MSCI) y el CRB Spot Índice, un precio de los productos básicos. índice (CoPI) que consiste en una canasta de productos comercializados internacionalmente, incluido el petróleo.

Dentro de los resultados encontrados por los autores destacamos el siguiente: “Encontramos un asimétrico impacto de la liquidez global y las clases de precios de activos, con un efecto mucho más fuerte en los precios de la vivienda comparados con los precios de acciones y materias primas” (Darius & Radde, 2010, pág. 20).

En cuanto a los bonos soberanos de Colombia, presentaron un comportamiento distinto a los bonos soberanos expuestos en el gráfico 5. Obsérvese el gráfico 8 donde podrán encontrar el comportamiento del bono soberano de Colombia a 3 años, contra el tesoro americano a 2 años (nota: Colombia no cuenta con un indicador genérico para los bonos soberanos a 2 años). Nótese la correlación inversa entre el bono soberano colombiano frente el tesoro americano, esto nos indica que durante el periodo de la crisis *subprime*, los bonos soberanos de Colombia presentaron retornos positivos.

Gráfica 8. Comportamiento de los bonos soberanos de corto plazo de Colombia y Estados Unidos.



Nota: Elaboración propia con datos obtenidos de Bloomberg.

Nuestros resultados muestran que hubo resiliencia (en términos de retornos anormales) en los retornos de bonos colombianos a eventos derivados del GFC. También encontramos que, en promedio, los bonos colombianos tuvieron un mejor desempeño durante el período del GFC que antes y después del GFC (Cayon, Sarmiento-Sabogal, & Shukla, 2016, pág. 642).

3.2) Análisis de política monetaria.

Ahora introduciremos algunos aspectos de la política monetaria de Estados Unidos, Reino Unido y Colombia, en la crisis subprime. Empezaremos analizando la política monetaria de la reserva federal quien tenía como máxima autoridad monetaria de Estados Unidos, a Ben Bernanke, quien ofició como presidente de la Fed para el periodo 2001-2009. Bernanke, dio como primera respuesta

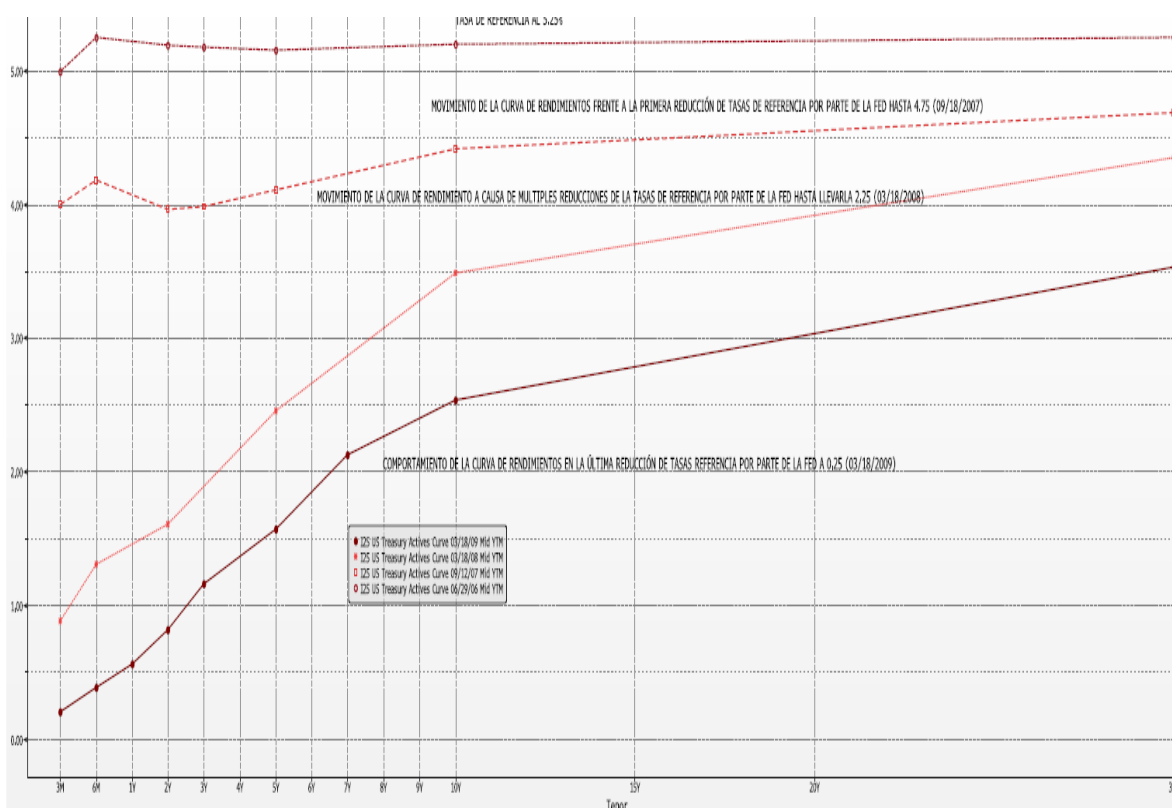
frente a la crisis el mejoramiento de las líneas de provisión de liquidez (en este punto el mecanismo de contagio de liquidez ya había entrado en acción) y la reducción de las tasas de intervención.

En septiembre de 2007, la Fed redujo por primera vez las tasas de intervención. Según un comunicado de la Fed:

Cuando surgieron tensiones financieras significativas por primera vez, en agosto de 2007, el FOMC respondió rápidamente, primero a través de acciones de liquidez, reduciendo la tasa de descuento y extendiendo los préstamos a plazo a los bancos, y luego, en septiembre, reduciendo el objetivo de la tasa de fondos federales en 50 puntos básicos (Bernanke, 2012, pág. 1).

En el gráfico 9, observaremos el comportamiento de la curva de rendimientos de los tesoros americanos, antes, durante, y después de la crisis. Para la curva en el año 2006, encontramos una curva de rendimientos normal, a excepción del plazo a 6 meses que se encuentran por encima de los tesoros a 30 años. Por su parte, al mirar la curva para el año 2007, cuando la Fed realizó la primera reducción en su tasa de referencia de 5.25% a 4.75%, observamos que los tesoros de corto plazo de 3 y 6 meses, y de 2, 3, y 5 años han sufrido una desvalorización entre 20 y 80 puntos básicos. Estas desvalorizaciones concuerdan con lo comentado anteriormente, los títulos a corto plazo son los primeros en verse impactados.

Gráfica 9. Curva de rendimientos de los bonos soberanos de Estados Unidos.



Nota: Gráficos obtenidos por Bloomberg.

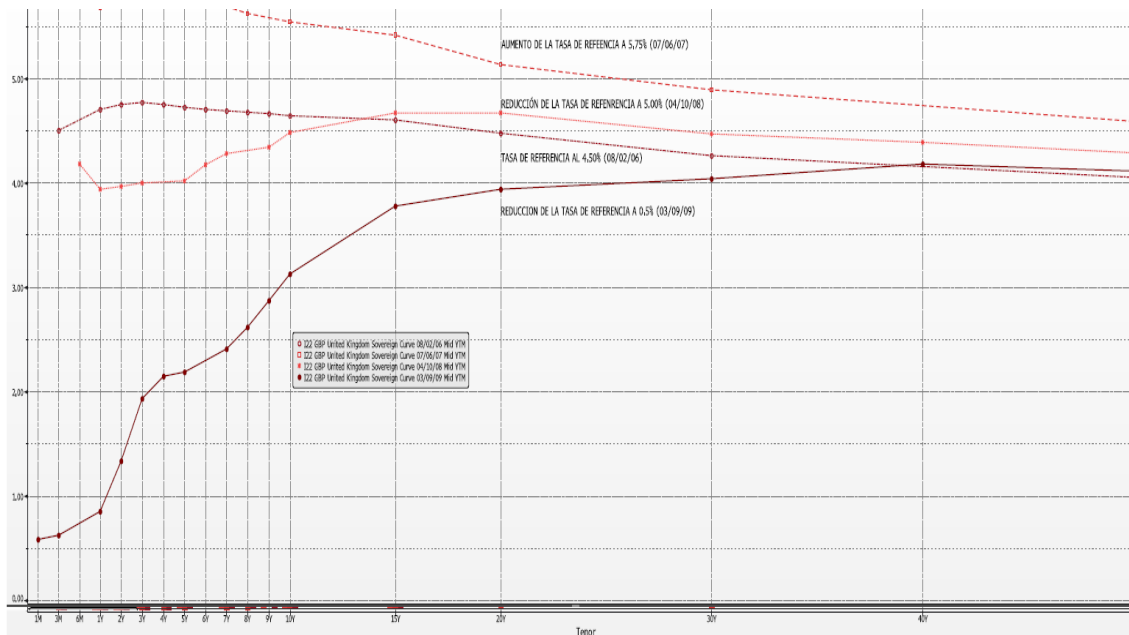
Observando la curva de rendimientos para el año 2008, nos damos cuenta de que, la reserva federal ha seguido disminuyendo sus tasas de intervención en el mercado al pasar desde 4.75%, el 18 de septiembre de 2007 a 2.0%, el 29 de abril de 2008 y completando así un total de 7 reducciones desde el 18 de septiembre de 2007. Estas reducciones son consecuencia del debilitamiento del mercado americano en general. Así nos lo comenta Bernanke (2012):

A medida que aparecieron nuevos indicios de debilidad económica en los meses siguientes, el Comité redujo su objetivo para la tasa de fondos federales en 325 puntos básicos acumulativos, dejando el objetivo en un 2 por ciento para la primavera de 2008 (pág,1).

Por último, al analizar la curva para el año 2009, inferimos que la reserva federal continuó bajando las tasas de intervención hasta llegar a 0.25%. Cabe resaltar, que desde el año 2006 hasta el año 2009, se redujo casi 425 puntos básicos la tasa.

Ahora, analizaremos de manera rápida cómo fue la política monetaria en Inglaterra y cuál fue el comportamiento de las curvas de rendimientos bajo esta política. El banco de Inglaterra y las decisiones de la política monetaria estuvieron al mando de Mervyn King, quien fue el presidente durante el 1 de julio de 2003 y el 1 de julio de 2013. King, realizó 9 reducciones en total desde una tasa de 5.75% el 6 de julio de 2007, hasta llevarla 525 puntos básicos abajo ubicando la tasa de referencia en 0.50%, el 5 de marzo de 2009. En el gráfico 10 se puede inferir que, durante la crisis en el 2007, esta economía no se vio muy afectada. Sin embargo, para los años 2008 y 2009, ya habría llegado el contagio de la crisis *subprime* a esta economía, por lo cual optó por empezar a reducir la tasa de intervención.

Gráfica 10. Curva de rendimientos de los bonos soberanos del Reino Unido.



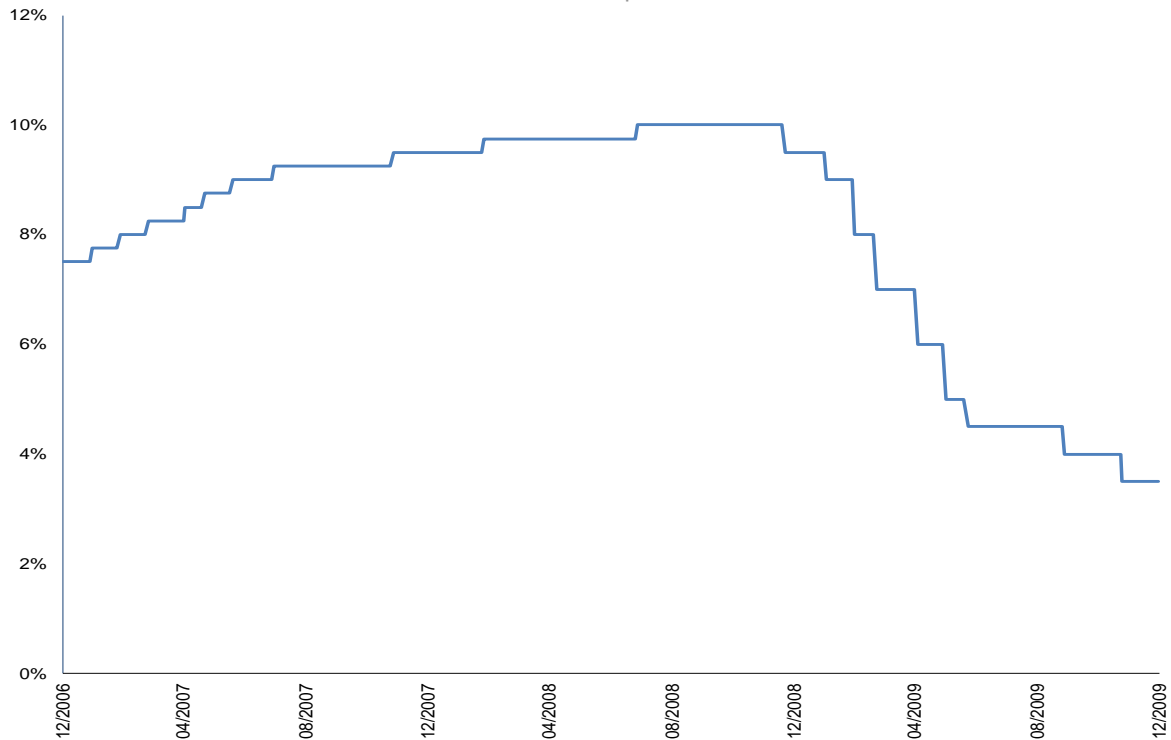
Nota: Gráfico obtenido en Bloomberg.

La necesidad de liquidez y el aumento del consumo fueron el objetivo principal para la toma las decisiones de la política monetaria por parte de los bancos centrales del mundo. Ocampo, (2009), así lo menciona en su texto “Entre los principales bancos centrales del mundo, la Reserva Federal ha sido agresiva en ambos campos, seguida por el Banco de Inglaterra, en tanto que el Banco Central Europeo ha tenido una actitud mucho más conservadora” (Pág,13).

Por último, se analizará cómo se desarrolló la política monetaria y el comportamiento de la curva de rendimientos para Colombia. José Darío Uribe, ejerció el puesto de gerente general del Banco de la República de Colombia, para el periodo comprendido entre el 4 de enero de 2005 y 3 de enero de 2017.

A continuación, encontrarán el gráfico 11 en el cual se puede observar el comportamiento de la tasa de intervención en Colombia. Es de destacar que la política monetaria en Colombia se desarrolló de manera diferente a las estudiadas anteriormente. Como se puede observar el en gráfico, en Colombia se optó por realizar aumentos en la tasa de intervención con el fin de no dejar prevenir la salida de capitales, pues esto llevaría a que el peso colombiano se devaluara. Sin embargo, a fines de 2009, se empezó a reducir la tasa con el fin de volver a incentivar el consumo interno.

Gráfica 11. Comportamiento de la tasa de intervención de Colombia.



Nota: Elaboración propia con datos obtenidos del Banco de la República.

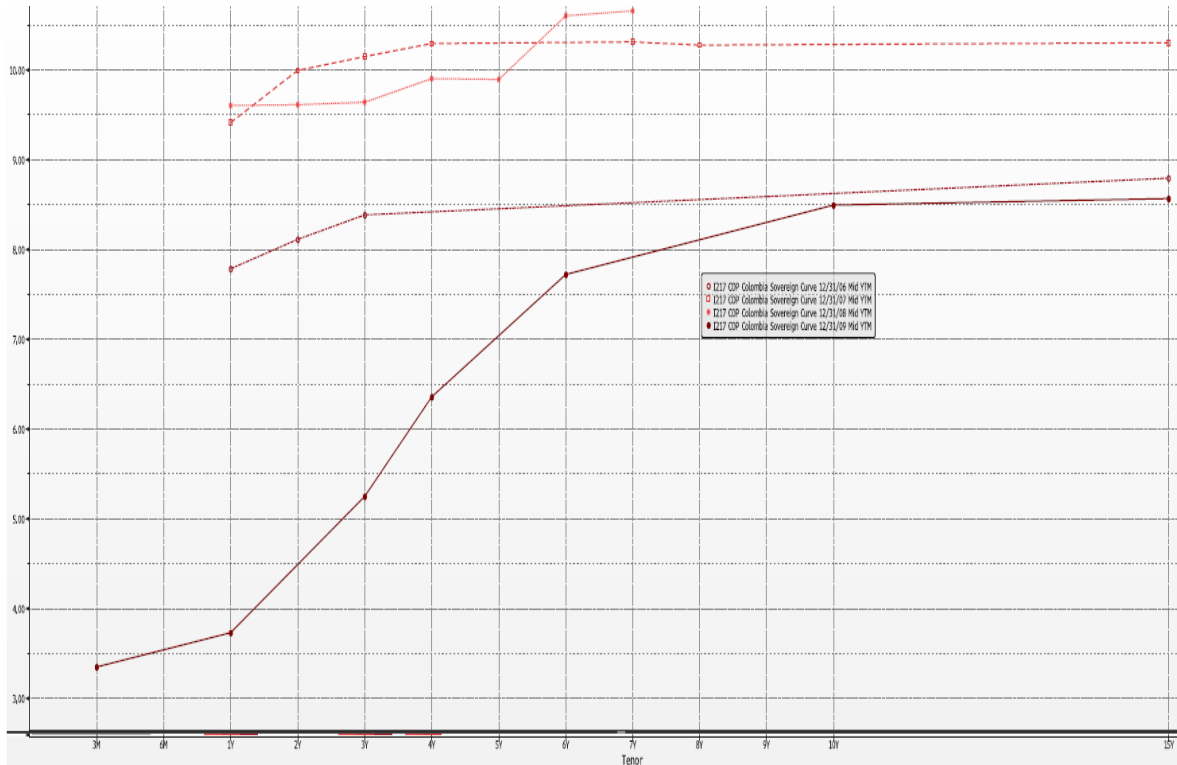
Según el texto de Ocampo (2009):

Las proyecciones del Instituto de Finanzas Internacionales (2009), por ejemplo, indican que en 2009 las corrientes privadas de crédito hacia el conjunto de las economías emergentes serán negativas, en comparación con los flujos netos superiores a los 600.000 millones de dólares en 2007, pero que se detendrá la fuerte salida de capitales de cartera que tuvo lugar en 2008 (pág,25).

En línea con lo mencionado anteriormente, procedemos a analizar la curva de rendimientos de los bonos soberanos de Colombia, que se encuentra en el gráfico 12. Se observa que, a diferencia de las otras curvas de rendimientos analizadas, en Colombia la curva perteneciente al año 2008, se encuentra posicionada por encima de la curva de 2006 y 2007, esto debido a que ese año en

Colombia su tasa de intervención se ubicó en 10%, por lo cual los bonos soberanos fueron atractivos para los inversionistas extranjeros.

Gráfica 12. Curvas de rendimientos de los bonos soberanos de Colombia



Nota: Gráfico obtenido por Bloomberg.

También cabe resaltar que, en contraste con las otras curvas estudiadas, los títulos a más largo plazo en Colombia presentan un diferencial de tasas ampliamente notorio entre el 2006 y 2008. Según Ocampo (2009), este efecto se vio principalmente en países de economías emergentes y según su documento comenta:

Se paralizaron los créditos de todo tipo y se produjo una salida de capitales a través de canales un tanto inesperados: la venta de títulos a lo largo y ancho del mundo para poder

satisfacer el retiro de depósitos de los fondos mutuos y de inversión alternativa en Estados Unidos (Pág., 24).

3.3) Análisis de las tasas de cambio.

En línea con lo mencionado anteriormente, empezaremos a analizar el impacto que tuvo la crisis *subprime* en los tipos de cambio. En la tabla 1 observamos las variaciones anuales que presentaron los tipos de cambio en Latinoamérica, antes, durante y después de la crisis. Al examinar la tabla 1, podemos identificar que, en el 2008, todos los tipos de cambio en Latinoamérica sufrieron una fuerte depreciación, especialmente Brasil, México y Chile.

Según Ocampo (2009), en su texto explica que:

Brasil, Chile y México fueron ahora los países de mayor inestabilidad cambiaria, mientras que Colombia se mostró más estable que en los episodios anteriores, quizás porque la exigencia de encaje a las entradas de capital había reducido los capitales más volátiles (Pág,25).

Tabla 1. Comportamiento de las monedas de Latinoamérica.

	USDCOP	USDBRL	USDMXN	USDARS	USDCLP
2006	-1.8%	-8.6%	1.6%	1.1%	3.7%
2007	-9.9%	-16.7%	0.8%	3.0%	-6.5%
2008	11.5%	30.0%	25.6%	9.6%	28.2%
2009	-9.1%	-24.6%	-7.4%	10.1%	-20.5%

Nota: Elaboración propia con datos obtenidos por Bloomberg.

El nivel de volatilidad o sensibilidad puede ser medido a través de modelos ARCH y GARCH, esta metodología consiste en estimar la matriz de correlación variable en el tiempo de los residuos estandarizados del modelo VAR con respecto al nivel de rendimiento de los activos.

Un ejemplo del uso de los modelos ARCH y GARCH, lo podemos encontrar en el texto de Chiang, Jeon, & Li (2007), quienes suponen que la volatilidad sigue un modelo GARCH (1,1) que incluye tres variables Dummies, bajo la siguiente función:

$$h_{ij,t} = A_0 + A_1 h_{ij,t-1} + B_1 \varepsilon_{ij,t-1}^2 + \sum_{k=1}^3 d_k DM_{k,t}$$

Según los autores los datos utilizados en este estudio son índices diarios de precios de acciones desde el 1 de enero de 1990 hasta marzo 21 de 2003, para ocho mercados asiáticos que se vieron gravemente afectados por la crisis financiera asiática de 1997.

El resultado del modelo GARCH fue que los coeficientes para la varianza rezagada y los términos de choque al cuadrado en la ecuación de varianza son altamente significativos, lo cual es consistente con volatilidad variable en el tiempo y justifica la idoneidad del GARCH (1,1).

De esta manera y siguiendo la definición de crisis cambiaria de Sebastián-Barriol & Oulton, (2013), Brasil, Chile y México, pasaron por una crisis cambiaria el en 2008, y que fue rápidamente corregida posteriormente, pero no lograron recuperar sus monedas al mismo nivel con el que finalizaron el año 2007.

Acorde con lo expuesto anteriormente, estos países tuvieron que optar por implementar medidas de intervenciones no discrecionales para poder defender su tipo de cambio, por ejemplo:

México adoptó una regla según la cual el banco central subastaría \$ 400 millones (rebajado en marzo de 2009 a \$ 300 millones) cualquier día después de que el tipo de cambio se depreciara un 2% o más. Se estableció un precio mínimo o piso en 1.02 veces el valor promedio de la moneda del día anterior. Colombia también siguió una regla en la que los grandes movimientos del tipo de cambio desencadenaron subastas de las llamadas opciones

de compra de volatilidad (dando a los participantes del mercado la opción de comprar divisas del banco central) (Jara, Moreno, & Tovar, 2009, pág. 62).

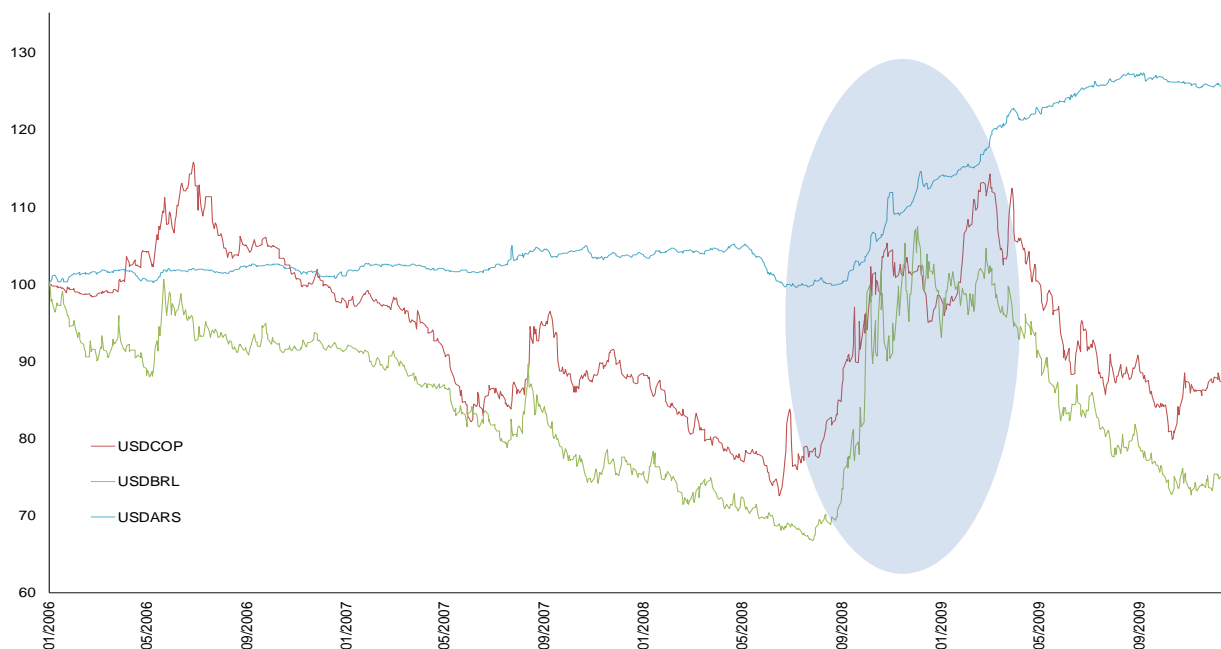
Por otra parte, si analizamos la tabla 1 nos damos cuenta de que, en el año 2007, Colombia, Brasil y Chile, presentaron una apreciación significativa en sus monedas, esto debido a que estos países protegieron su divisa realizando alzas en sus tasas de intervención, como consecuencia, del inicio de la crisis *subprime*.

Por otro lado, al mirar el gráfico 13 donde encontrarán el comportamiento de las monedas de Colombia, Brasil y Argentina, se puede analizar tres temas importantes. El primero, la significativa correlación que presentan el peso colombiano y el real brasilero, pues al observar la gráfica se denota un movimiento similar, en los momentos de apreciaciones y depreciaciones, algo que no se presenta con el peso argentino.

El segundo, en lo que se refiere a la velocidad y la sensibilidad con la que la crisis llegó a estos países, se puede observar que el peso colombiano y el real brasilero, presentaron un nivel de sensibilidad mucho mayor que el peso argentino. Según Ocampo (2009) “En Brasil y Colombia el tipo de cambio fue más sensible a los movimientos de corto plazo de los márgenes” (Pag,23)

Por último, es de resaltar que de los países que se están analizando en el gráfico 13, Argentina fue el único país que no presentó mejora en su moneda frente al dólar en el 2009. “El hecho de que Argentina haya pasado más años en la crisis que cualquier otro país no será sorprendente” (Sebastiá-Barriel & Oulton, 2013, pág. 17).

Gráfica 13. Comportamiento de las monedas de la región (USD/COP, USD/BRL y USD/ARS).

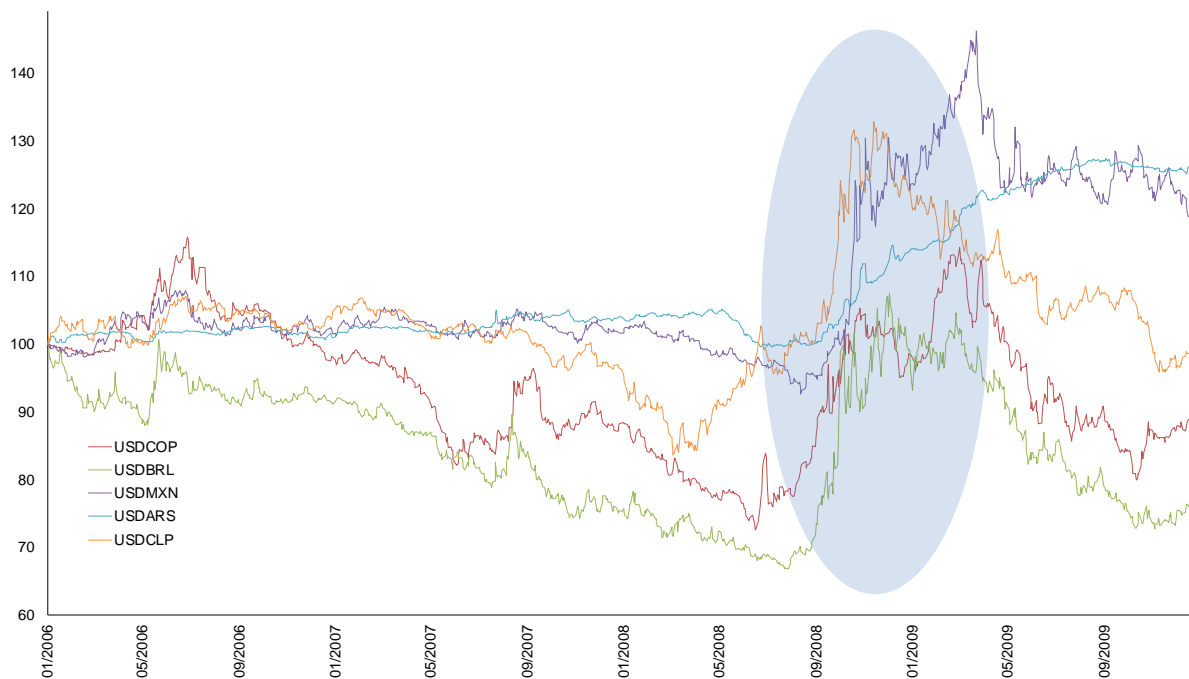


Nota: Elaboración propia con datos obtenidos por Bloomberg.

El en gráfico 14 encontramos el comportamiento del tipo de cambio de Argentina, Brasil, Colombia, Chile y México. Cabe resaltar que al analizar el gráfico nos damos cuenta de que, el primer país en verse impactado por la crisis *subprime* es Chile, a pesar de ello, esta país también es el primero en presentar una recuperación. Podemos inferir de lo anterior que el mercado chileno tiene una alta sensibilidad a los hechos ocurridos en Estados Unidos.

Por otro lado, al observar la última parte de cada curva nos damos cuenta de que el tipo de cambio de Argentina y México, no lograron recuperarse al mismo nivel que las otras monedas, pues tanto Colombia, Chile y Brasil, apreciaron sus monedas por debajo de lo que se encontraban en enero de 2006. Según Canova (2005), esto puede ser debido a que “Argentina y México son los países más expuestos a los shocks estadounidenses, y la balanza comercial y la tasa de inflación son las variables que más fluctúan” (pág, 242).

Gráfica 14. Comportamiento de las monedas de la región (USD/COP, USD/BRL, USD/ARS, USD/CLP y USD/MXN).



Nota: Elaboración propia con datos obtenidos de Bloomberg.

Como consecuencia de las crisis, los países de Latinoamérica se han visto forzados a mejorar sus políticas monetarias y fiscales, con el fin de que cuando ocurra una nueva crisis financiera se encuentren más fuertes y puedan recibir el impacto con un nivel de sensibilidad inferior, respecto a las crisis ya sufridas.

Las economías latinoamericanas llegan a la crisis con mayores fortalezas que en el pasado, pero ellas son más modestas de lo que se ha subrayado en algunos estudios optimistas sobre la gestión del auge económico reciente. Salvo excepciones notorias, entre las que destaca Chile, las políticas fiscales siguieron siendo pro cíclicas (Ocampo, 2009, pág. 31).

3.4) Análisis del mercado de renta variable.

Ahora revisaremos el mercado mundial de renta variable en la crisis subprime. Empezaremos con los mercados de renta variable de Latinoamérica, pues estos mercados en especial han venido presentando un crecimiento importante en cuanto a inversiones del extranjero. Sin embargo, con este crecimiento también se aumenta el riesgo de que estos mercados se vean más afectados por las crisis financieras en el exterior.

Por otro lado, uno puede pensar en la influencia de los factores financieros, dado el grado de integración entre los mercados financieros de ALC y los Estados Unidos. Los documentos empíricos que estudian los movimientos de los mercados bursátiles en los mercados bursátiles informan una mayor correlación durante los últimos cinco años, especialmente desde 2007 (Dufrenot, Mignon, & Péguin-Feissolle, 2011, pág. 2343)

Expondremos el método usado por Forbes & Rigobon (2002), quienes buscan por un modelo VAR estimar las correlaciones entre mercados. La fórmula usada por los autores es la siguiente:

$$X_t = \phi(L)X_t + \beta(L)I_t + \mu_t$$

$$X_t = \{X_t^c, X_t^j\}$$

$$I_t = \{I_t^c, I_t^{us}, I_t^j\}$$

Adicionalmente, realizan un segundo enfoque para analizar el movimiento del mercado usando modelos ARCH o GARCH para estimar la transmisión de varianza-covarianza entre países.

Según los autores:

Durante los tres períodos relevantes, la variación de los retornos en los países en crisis aumentó en más de 10 veces, y la fuente del shock es clara (Estados Unidos en 1987, México en 1994 y Hong Kong en octubre de 1997) (Forbes & Rigobon, 2002, pág. 2234).

Analizando un poco la tabla 2 y la gráfica 13 podemos observar que las depreciaciones más considerables las tuvieron Brasil y Argentina, siendo Brasil el país que más se vio afectado por el contagio de la crisis subprime. “Consideremos primero el caso de Brasil. Durante la crisis, la volatilidad aumenta a niveles excepcionales y alcanza un máximo de alrededor de 45 a principios de octubre de 2008” (Dufrénot, Mignon, & Péguin-Feissolle, 2011, pág. 2344).

Adicionalmente, podemos inferir que hay países que muestran una significativa correlación en los movimientos de sus bolsas frente a las crisis. Así nos lo confirma Bernardi Carriello (2005), quien realizó un estudio del contagio y el impacto de la crisis en Latinoamérica entre los años 1994 y 2002, y encontró que “los índices bursátiles que presentan una mayor correlación gráfica son Argentina, Brasil y México, especialmente Argentina y México” (Pág,66).

Tabla 2. Comportamientos de las bolsas valores de la región.

	COLCAP Index	IPSA Index	IBOV Index	MEXBOL Index	MERVAL Index
2007	1,70%	10,30%	52,50%	-1,00%	-11,90%
2008	-19,50%	-31,40%	-49,40%	-31,70%	-48,90%
2009	58,70%	69,40%	108,30%	34,50%	68,40%

Nota: Elaboración propia con datos obtenidos por Bloomberg.

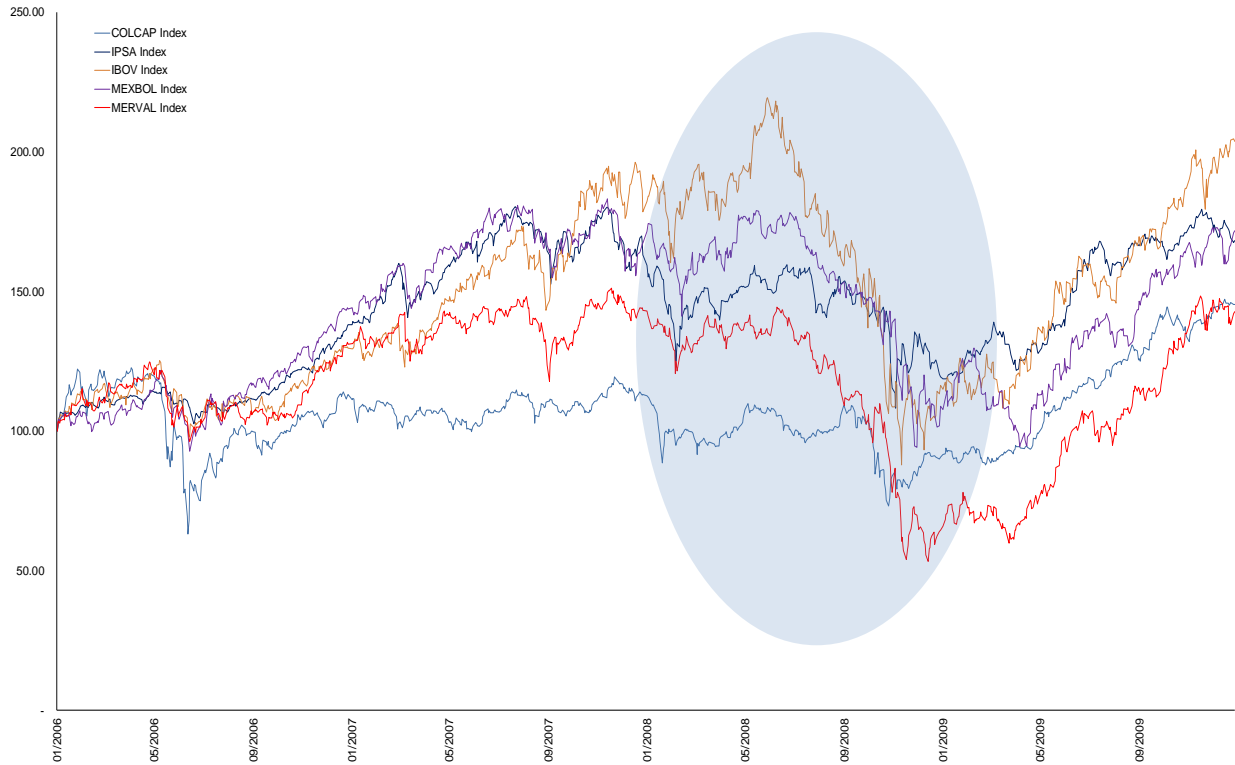
Cabe resaltar que Colombia fue el país que menos se vio afecto frente a la crisis, presentando una desvalorización anual del 19.5% en el 2008. Esto es debido a que, frente a las otras bolsas de Latinoamérica, la bolsa de Colombia tiene un mercado reducido y sus niveles de transacción y de volumen no son tan altos.

En el gráfico 15 se observa que las bolsas de Colombia y Chile aparentan tener una correlación en su comportamiento. Asimismo, las bolsas de Argentina y México tienden a moverse de una manera muy similar. Adicionalmente, cabe resaltar que para el mercado de renta variable encontramos que Argentina y México presentan un mismo resultado que para el tipo de cambio, estas fueron las únicas dos bolsas que no lograron recuperarse frente a su valor de inicio en el año 2007. Esto ratifica lo dicho por Canova (2005), que Argentina y México son los países más expuestos a los choques en Estados Unidos.

Por su parte, el nivel de sensibilidad con el que estas bolsas se ven afectadas está ligado principalmente al nivel de inversores del extranjero en estos mercados, adicionalmente según Dufrénot, Mignon, & Péguin-Feissolle (2011):

Los cambios en los diferenciales de CDS se transmitieron luego a la volatilidad de los mercados de valores con mayor o menor magnitud dependiendo de la fortaleza de la interdependencia del mercado de ALC con los mercados de EE. UU (Pág. 2356).

Gráfica 15. Comportamiento de las bolsas de valores de Latinoamérica.



Nota: Elaboración propia con datos obtenidos por Bloomberg.

Por último, introduciré los modelos econométricos a usar y sus debidos supuestos. Empezaré introduciendo el modelo VAR (Asteriou & Hall, 2011) (Brooks, 2014), en el que se describe la evolución de un conjunto de k variables (llamadas variables endógenas) durante el mismo período de muestra ($t = 1, \dots, T$) como una función lineal de solo sus valores pasados. Las variables se recogen en un k - vector ($(k \times 1)$ - matriz) Y_t , que tiene como el $i^{\text{ésimo}}$ elemento, $Y_{i,t}$, la observación en el instante t la de $i^{\text{ésimo}}$ variable.

Un VAR de orden p , denominado VAR (p), es:

$$Y_t = C + A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} \dots \dots \dots + A_p Y_{t-p} + \varepsilon_t$$

donde la observación Y_{t-i} (períodos anteriores) se llama i -ésimo retraso de Y , C es un vector k de constantes (intersecciones), A_i es una matriz invariante en el tiempo ($k \times k$) y ε_t es un k - vector de términos de error que satisface:

$E(\varepsilon_t) = 0$, cada término de error tiene media cero;

$E(\varepsilon_t, \varepsilon'_t) = \Omega$, la matriz de covarianza de los términos de error es Ω (una matriz semidefinida positiva $k \times k$);

$E(\varepsilon_t, \varepsilon'_t) = 0$, para cualquier k que no sea cero, no hay correlación en el tiempo; en particular, no hay correlación en serie en términos de error individuales.

Ahora expondré los modelos ARCH y GARCH (Brooks, 2014) (Bollerslev, 1986). Empezaré definiendo el modelo ARCH (heterocedasticidad condicional autorregresiva) expuesto en el libro Brooks (2014). Para modelar una serie de tiempo usando un proceso ARCH, sea ε_t los términos de error (residuos de retorno, con respecto a un proceso medio), es decir, los términos de serie.

Estos ε_t se dividen en una pieza estocástica z_t y una desviación estándar dependiente del tiempo σ_t caracterizando el tamaño típico de los términos para los que: $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$

La variable aleatoria z_t es un fuerte proceso de ruido blanco. Las series σ_t^2 son modeladas por:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2$$

Donde $\alpha_0 > 0$ y $\alpha_i \geq 0, i > 0$

Un modelo ARCH (q) se puede estimar usando mínimos cuadrados ordinarios. Una metodología para probar la longitud de retraso de los errores de ARCH utilizando la prueba del multiplicador de Lagrange fue propuesta por Engle (1982). Este procedimiento es el siguiente:

- 1) Estimar el mejor modelo autorregresivo AR(q)

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + \dots + a_q Y_{t-q} + \varepsilon_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

- 2) Obtener los cuadrados del error ε^2 y regresarlos en valores constantes y rezagos Q:

$$\widehat{\varepsilon}_t^2 = \hat{\alpha}_0 + \sum_{i=1}^q \hat{\alpha}_i \widehat{\varepsilon}_{t-i}^2$$

donde Q es la longitud de los rezagos ARCH.

- 3) La hipótesis nula es que, en ausencia de componentes ARCH, tenemos $\alpha_i = 0$ para todos $i = 1 \dots q$. La hipótesis alternativa es que, en presencia de componentes de ARCH, al menos uno de los estimados α_i los coeficientes deben ser significativos.

Por último, expondré el modelo GARCH (heterocedasticidad condicional autoregresiva generalizada), expuesto en el libro de Bollerslev (1986). En ese caso, el modelo GARCH (p, q), donde p es el orden de los términos GARCH σ^2 y q es el orden de los términos ARCH ε^2 siguiendo la notación del artículo original, está dado por:

$$Y_t = x'_t b + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t | \varphi_t \sim N(0, \sigma_t^2)$$

$$\sigma_t^2 = w + \alpha_1 \varepsilon_t^2 + \dots + \alpha_q \varepsilon_{t-q}^2 + \beta_1 \sigma_t^2 + \dots + \beta_p \sigma_{t-p}^2 = w + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^q \beta_i \sigma_{t-i}^2$$

En general, cuando se prueba la heterocedasticidad en modelos econométricos, la mejor prueba es la *Prueba de White*. Sin embargo, cuando se trata de datos de series de tiempo, esto significa probar los errores ARCH y GARCH.

Estimar el modelo AR (q) que mejor se ajusta:

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + \dots + a_q Y_{t-q} + \varepsilon_t = a_0 + \sum_{i=1}^q a_i Y_{t-i} + \varepsilon_t$$

Calcular y trazar las autocorrelaciones de ε^2 por

$$\rho = \frac{\sum_{t=i+1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)(\hat{\varepsilon}_{t-1}^2 - \hat{\sigma}_{t-1}^2)}{\sum_{t=i+1}^T (\hat{\varepsilon}_t^2 - \hat{\sigma}_t^2)^2}$$

4) METODOLOGÍA

4.1) Datos

Para realizar el estudio de investigación, se llevó a cabo la recolección y organización de la siguiente información entre el 1 de enero del 2006 y el 30 de diciembre del 2009, con el fin de poder observar el comportamiento del mercado financiero en los periodos de pre crisis y crisis. Es importante mencionar que los datos fueron ajustados a los días hábiles del mercado bursátil de Estados Unidos.

Se recolectaron datos históricos con cierre diario de los principales índices accionarios de Latinoamérica (COLCAP, IPSA, IBOV, MEXBOL y Merval), Estados Unidos (SPX, INUD, CCMP, NYA), y Europa (CAC 40, DAX 30, UKX). También se tomaron datos históricos con cierre diario de los cierres de los bonos soberanos de 10 años para Estados Unidos, Alemania, Reino Unido, Japón y Colombia. Por último, se obtuvo los cierres diarios del comportamiento de los siguientes pares de monedas: USD/COP, USD/BRL, USD/MXN, USD/ARS, USD/CLP, EUR/USD, GBP/USD y USD/JPY.

Para la medición del impacto del contagio se usarán tres metodologías, expuestas en libro de Boffelli & Urga (2016):

- 1) Coeficientes de correlación entre mercados
- 2) Modelos ARCH y GARCH
- 3) Momentos de alto contagio

4.2) Modelo de Coeficientes de correlación entre mercados.

Evaluar el contagio por este método consiste en comparar los coeficientes de correlación de los rendimientos de los activos antes y después del shock y buscar un eventual aumento significativo de ellos. Lo implementaremos bajo el modelo VAR (vectores autorregresivos), expuesto en el marco teórico.

4.2) Implementación de los modelos ARCH y GARCH

Un segundo enfoque para estimar el contagio es vía mecanismo de transmisión de varianza-covarianza entre países utilizando el modelo ARCH y GARCH. Esta metodología consiste en estimar la matriz de correlación variable en el tiempo de los residuos estandarizados del modelo VAR con respecto al nivel de rendimiento de los activos.

4.3) Momentos de alto contagio

El último método que se usará para medir el contagio fue propuesto por Renée, Martin, & Tang (2010), y se basa en momentos condicionales de orden superior, como los son la coskewness y cokurtosis.

Los autores definen los momentos condicionales, el coskewness y la cokurtosis, y muestran que estos momentos condicionales son cruciales para la construcción de la prueba de contagio. Adicionalmente, definen la coskewness como la volatilidad de un mercado que afecta a los rendimientos medios de otro mercado.

5) RESULTADOS

Para el análisis de los resultados se expondrán los datos encontrados de los tres modelos implementados, “Coeficientes de correlación entre mercados”, “Modelos ARCH y GARCH”, y “Momentos de alto contagio”, presentados por Boffelli & Urga (2016). Es importante mencionar que para todos los modelos que se van a exponer se usaron tres diferentes tipos de activos, índices bursátiles, monedas y títulos soberanos.

Empezaremos exponiendo los resultados encontrados con el modelo de coeficientes de correlación entre mercados para los índices bursátiles. El primer mercado a analizar es el de renta variable para Latinoamérica, y daremos inicio mostrando los resultados de la correlación entre el índice colombiano COLCAP y el índice chileno IPSA.

Al observar la ecuación 1, podemos darnos cuenta de que el coeficiente de correlación presentado entre estos dos índices bursátiles no es altamente significativo durante el periodo de pre crisis. Adicionalmente, en el periodo de crisis el aumento en el coeficiente de correlación no tuvo gran variación. Esto nos indica que si el índice IPSA sufre altas volatilidades, el índice COLCAP no va a verse directamente afectado.

Ecuación 1. Correlación COLCAP vs IPSA. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Ipsa if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Ipsa
res_Colcap	1.0000	
res_Ipsa	0.4348	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Ipsa if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Ipsa
res_Colcap	1.0000	
res_Ipsa	0.4354	1.0000

En la ecuación número 2, encontramos el coeficiente de correlación propuesto por Forbes y Rigobon (2002), en el que se computan ambos periodos como se explicó anteriormente en la metodología. Este resultado nos confirma la no existencia de contagio entre estos dos índices, ya que su resultado se encuentra dentro de los límites, por lo cual no se rechaza la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 2. Correlación COLCAP vs IPSA. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = .26430887
```

Ahora expondremos los resultados del coeficiente correlación entre índice COLCAP y el índice IBOV. En la ecuación 3 notamos la existencia de correlación entre estos dos índices, tanto durante el periodo de pre crisis, como en el periodo de crisis. Es importante resaltar que a diferencia de la correlación presentada contra el índice IPSA, el índice IBOV sí muestra un cambio significativo y superior al 0.5 en el periodo de crisis.

Ecuación 3. Correlación COLCAP vs IBOV. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Ibov if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Colcap	res_Ibov
res_Colcap	1.0000	
res_Ibov	0.4325	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Ibov if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Colcap	res_Ibov
res_Colcap	1.0000	
res_Ibov	0.5909	1.0000

Adicionalmente, en la ecuación número 4, que corresponde al coeficiente de correlación de Forbes y Rigobon (2002), observamos que el coeficiente se encuentra por fuera del límite de aceptación de la hipótesis nula de no contagio, por lo que se concluye que los índices COLCAP y IBOV se correlacionan altamente en tiempo de crisis.

Ecuación 4. Correlación COLCAP vs IBOV. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 8.4880512
```

En las ecuaciones 5 y 6, encontraremos los coeficientes de correlación entre el índice COLCAP y el índice MEXBOL de México. Podemos observar que en la ecuación 5 se presenta un aumento en la correlación de estos índices al pasar del periodo de pre crisis al periodo de crisis. Sin embargo, al observar la ecuación 6, identificamos que el coeficiente se encuentra dentro de los límites de aceptación de nuestra hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 5. Correlación COLCAP vs MEXBOL. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Mexbol if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_M~ol
res_Colcap	1.0000	
res_Mexbol	0.4728	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Mexbol if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_M~ol
res_Colcap	1.0000	
res_Mexbol	0.5367	1.0000

Ecuación 6. Correlación COLCAP vs MEXBOL. Forbes y Rigobon

```
. display "correlation crisis Forbes and Rigobon = " corrFR_crisis
correlation crisis Forbes and Rigobon = .50746284
```

Por último, presentaremos la correlación entre el índice COLCAP y el índice Merval. Para este caso es importante resaltar que los coeficientes presentados fueron los más altos de todos en comparación con los índices de Latinoamérica. De esta manera, podemos concluir que en cuanto al mercado de renta variable, estos índices tienden a comportarse de manera similar en periodos de crisis.

Ecuación 7. Correlación COLCAP vs Merval. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Merval if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Colcap	res_Merval
res_Colcap	1.0000	
res_Merval	0.4195	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Merval if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Colcap	res_Merval
res_Colcap	1.0000	
res_Merval	0.6118	1.0000

Al analizar la ecuación 7, identificamos que bajo la correlación de Pearson los índices presentaron un incremento importante en su correlación cuando estos se encuentran en periodo de crisis. Asimismo, en la ecuación 8 encontramos que el coeficiente de correlación es de 13.94, lo que nos indica que rechazamos la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 8. Correlación COLCAP vs Merval. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 13.947904
```

A continuación, presentaremos los resultados de los coeficientes de correlación entre el índice COLCAP y los principales índices de Estos Unidos (SPX, NYA, CCMP, INDU). Tal y como esperábamos, los coeficientes de correlación según lo propuesto por Pearson presentaron incrementos significativos al pasar del periodo de pre crisis al periodo de crisis. Por su parte, los coeficientes de correlación bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), todos presentaron valores fuera de los límites de aceptación de la hipótesis nula de no contagio.

Es importante mencionar que los resultados presentados en los coeficientes de correlación con los índices de Estados Unidos muestran el mayor cambio de correlación de un periodo a otro, frente a los demás índices analizados. De esta manera, podemos concluir que el índice COLCAP esta más expuesto a sufrir altas volatilidades cuando los índices de Estados Unidos se encuentran en crisis, que cuando los índices de Latinoamérica y Europa se encuentran en crisis.

En línea con lo anterior, al analizar la ecuación 9, en la cual encontramos los coeficientes de correlación entre el índice COLCAP y el índice S&P, se puede observar el significativo incremento presentado en el coeficiente de correlación al pasar de pre crisis a crisis. Por su parte, la ecuación 10 nos confirma la existencia de contagio del índice S&P hacía el índice COLCAP.

Ecuación 9. Correlación COLCAP vs SPX. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Spx if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Spx
res_Colcap	1.0000	
res_Spx	0.2904	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Spx if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Spx
res_Colcap	1.0000	
res_Spx	0.5033	1.0000

Ecuación 10. Correlación COLCAP vs SPX. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 35.944673
```

En las ecuaciones 11 y 12, encontramos los coeficientes de correlación frente al índice *Dow Jones Industrial*. Estas ecuaciones presentaron resultados muy similares a los expuestos anteriormente, un incremento importante en su correlación de pasar del periodo pre crisis al pasar al periodo de crisis. Asimismo, el coeficiente de correlación de Forbes y Rigobon (2002), confirma la existencia de contagio.

Ecuación 11. Correlación COLCAP vs INDU. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Indu if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Indu
res_Colcap	1.0000	
res_Indu	0.2843	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis = r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Indu if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Indu
res_Colcap	1.0000	
res_Indu	0.5008	1.0000

Ecuación 12. Correlación COLCAP vs INDU. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 36.320841
```

Por otro lado, en las ecuaciones 13 y 14 encontramos los coeficientes de correlación del COLCAP frente al NYSE Composite. Es importante mencionar que este índice fue el que presentó mayor correlación tanto en el periodo de pre crisis como en el periodo de crisis de todos los índices americanos estudiados. De esta manera, podemos observar que en el periodo de pre crisis la correlación fue de 0.33, mientras que, en el periodo de crisis se ubicó en 0.53. Adicionalmente, el

coeficiente de correlación de Forbes y Rigobon (2002), fue de 39.01 fuera del límite de aceptación de la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 13. Correlación COLCAP vs NYA. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Nya if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Nya
res_Colcap	1.0000	
res_Nya	0.3354	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Nya if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Nya
res_Colcap	1.0000	
res_Nya	0.5390	1.0000

Ecuación 14. Correlación COLCAP vs NYA. Forbes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 39.01619
```

Por último, en las ecuaciones 15 y 16 se encuentran los resultados del coeficiente de correlación frente al índice NASDAQ. En comparación con los resultados expuestos de la correlación el NYSE Composite, el índice NASDAQ fue el que presentó el menor nivel de correlación tanto en el periodo de pre crisis como en el periodo de crisis. Sin embargo, a pesar de que su niveles de correlación no son de la misma magnitud que los expuestos anteriormente, este presentó de igual manera un rechazo a la hipótesis nula de no contagio. Por lo tanto, el índice COLCAP se ve afectado por el NASDAQ cuando este se encuentra en un periodo de crisis.

Ecuación 15. Correlación COLCAP vs CCMP. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Ccmp if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Ccmp
res_Colcap	1.0000	
res_Ccmp	0.2785	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Ccmp if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Ccmp
res_Colcap	1.0000	
res_Ccmp	0.4590	1.0000

Ecuación 16. Correlación COLCAP vs CCMP. Forbes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 25.003609
```

Para finalizar en análisis del mercado de renta variable, se expondrán los resultados de los coeficientes de correlación para los índices europeos. Se tuvieron en cuenta los índices FTSE 100, DAX 30 y el CAC 40. En la ecuación número 17, encontramos el coeficiente de correlación de Pearson, el cual nos muestra que en periodos de pre crisis la correlación que tiene el COLCAP, frente al FTSE es muy baja. Por otro lado, es interesante resaltar el resultado que se obtuvo en el coeficiente de correlación en el periodo de crisis, el cual dio negativo.

Ecuación 17. Correlación COLCAP vs FTSE. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Ftse if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Colcap	res_Ftse
res_Colcap	1.0000	
res_Ftse	0.0829	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Ftse if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Colcap	res_Ftse
res_Colcap	1.0000	
res_Ftse	-0.0422	1.0000

Por su parte, en la ecuación número 18 nos damos cuenta de que bajo el modelo de correlación presentado por Forbes y Rigobon (2002), no se rechaza la hipótesis nula de ausencia de contagio, lo cual no indica que estos mercados no se encuentran correlacionados en tiempo de crisis.

Ecuación 18. Correlación COLCAP vs FTSE. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot*0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 3.4275516
```

En línea con lo anterior, en la ecuación 19 y 21 encontramos el coeficiente de correlación de Pearson del COLCAP frente al DAX30 y el CAC 40, respectivamente. Es importante mencionar que estos coeficientes se comportaron de manera similar al presentado por el FTSE 100, mostrando un coeficiente bajo de correlación en los tiempos de pre crisis y en tiempo de crisis su correlación pasa a ser negativa.

En cuanto el coeficiente de correlación de Forbes y Rigobon (2002), para estas dos bolsas también presentaron un valor de coeficiente donde no se rechaza la hipótesis nula de ausencia de contagio (Ecuaciones 20 y 22).

Ecuación 19. Correlación COLCAP vs DAX30. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Dax if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Dax
res_Colcap	1.0000	
res_Dax	0.0591	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Dax if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Dax
res_Colcap	1.0000	
res_Dax	-0.0255	1.0000

Ecuación 20. Correlación COLCAP vs DAX 30. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 1.5575668
```

Ecuación 21. Correlación COLCAP vs CAC 40. Pearson

```
. correlate res_Colcap res_Cac if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=678)
```

	res_Co~p	res_Cac
res_Colcap	1.0000	
res_Cac	0.0722	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Colcap res_Cac if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=327)
```

	res_Co~p	res_Cac
res_Colcap	1.0000	
res_Cac	-0.0276	1.0000

Ecuación 22. Correlación COLCAP vs CAC40. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 2.1714779
```

A continuación, se expondrán los coeficiente de correlación para el mercado cambiario frente a las monedas de Latinoamérica, y a las monedes del resto del mundo. Iniciaremos presentando los resultados del peso colombiano frente a real brasilero. En la ecuación número 23 encontramos los coeficientes de correlación de Pearson. Cabe resaltar que estos son positivos en ambos periodos del tiempo y que durante el periodo de crisis su correlación aumenta.

Ecuación 23. Correlación USDCOP vs USDBRL. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Usdbrl if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_U~op	res_Us~l
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdbrl	0.3803	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Usdbrl if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_U~op	res_Us~l
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdbrl	0.4943	1.0000

Sin embargo, bajo el modelo propuesto por Forbes y Rigobon (2002) no se presenta correlación de estas dos monedas en tiempos de crisis, puesto que el coeficiente se encuentra dentro de los límites de no rechazo de la hipótesis nula (Ecuación 24).

Ecuación 24. Correlación USDCOP vs USDBRL. Forbes y Rigobon.

```
. display "correlation crisis Forbes and Rigobon = " corrFR_crisis
correlation crisis Forbes and Rigobon = .34202836
```

Por otro lado, al observar el comportamiento del peso colombiano frente al peso chileno (ecuación 25), nos damos cuenta de que el aumento en el coeficiente de correlación en tiempo de pre crisis a tiempo de crisis, no cambió significativamente como sí lo hizo el real brasilero presentando anteriormente. Sin embargo, el coeficiente de correlación que se presenta en la ecuación 26, nos muestra que sí existe presencia de contagio en periodo de crisis. Esto me llegó a causar poco de intriga pues en comparación con el real brasilero, quien tiene más correlación contra

el peso colombiano en periodos de pre crisis y crisis, este no presenta correlación con el pesos colombiano en periodos de crisis bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002).

Ecuación 25. Correlación USDCOP vs USDCLP. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Usdclp if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_U~op	res_U~lp
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdclp	0.3599	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Usdclp if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_U~op	res_U~lp
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdclp	0.3723	1.0000

Ecuación 26. Correlación USDCOP vs USDCLP. Fobes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 5.905055
```

En la ecuación 27 encontramos los coeficientes de correlación bajo el modelo de Pearson frente al peso argentino. Es importante mencionar que de las monedas estudiadas, el peso argentino fue que el presentó los coeficientes de correlación más bajos que todos los demás. Adicionalmente, bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), el coeficiente de correlación no rechaza la hipótesis nula de no contagio (Ecuación 28).

Ecuación 27. Correlación USDCOP vs USDARS. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Usdars if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_U~op	res_Us~s
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdars	0.0713	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Usdars if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_U~op	res_Us~s
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdars	0.2214	1.0000

Ecuación 28. Correlación USDCOP vs USDARS. Fobes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 2.0459457
```

Por último, en cuanto a las monedas de Latinoamérica, presentaré los resultados del estudio frente al peso mexicano, en donde podemos observar que durante el periodo de crisis presentó una leve disminución en frente al coeficiente de correlación en el periodo de pre crisis. Sin embargo, el coeficiente de correlación presentado en la ecuación 30, muestra que bajo el modelo estudio sí existe contagio entre estas dos monedas en periodos de crisis.

Ecuación 29. Correlación USDCOP vs USDMXN. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Usdmxn if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_U~op	res_Us~n
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdmxn	0.3208	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Usdmxn if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_U~op	res_Us~n
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdmxn	0.3195	1.0000

Ecuación 30. Correlación USDCOP vs USDMXN. Fobes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 5.4604856
```

A continuación, se presentarán los resultados de los coeficientes de correlación frente a las monedas del resto del mundo (Euro, Yen y Libra). De la ecuación 31 hasta la 36, encontramos los resultados tanto de los coeficiente bajo el modelo de Pearson, como los resultados bajo el modelo planteado por Forbes y Rigobon (2002). Cabe resaltar que los coeficiente de correlación de estas tres monedas bajo el modelo de Pearson presentaron correlaciones negativas en el periodo de pre crisis, y que durante el periodo de crisis estas correlaciones negativas aumentaron.

En línea con lo anterior, los coeficientes de correlación bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), presentaron valores en lo que no se rechaza la hipótesis nula de ausencia de contagio.

Ecuación 31. Correlación USDCOP vs GBPUSD. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Gbpusd if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_Us~p	res_Gb~d
res_Usdcop	1.0000	
res_Gbpusd	-0.1581	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Gbpusd if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_Us~p	res_Gb~d
res_Usdcop	1.0000	
res_Gbpusd	-0.2734	1.0000

Ecuación 32. Correlación USDCOP vs GBPUSD. Fobes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = .15846722
```

Ecuación 33. Correlación USDCOP vs USDJPY. Pearson

```
. correlate res_Usdcop res_Usdjpy if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_Us~p	res_Us~y
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdjpy	-0.0871	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_Usdcop res_Usdjpy if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_Us~p	res_Us~y
res_Usdcop	1.0000	
res_Usdjpy	-0.1967	1.0000

Ecuación 34. Correlación USDCOP vs USDJPY. Fobes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = .60933345
```

Ecuación 35. Correlación USDCOP vs EURUSD. Pearson

```
. correlate res_USdcop res_EurUSD if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_US~p	res_Eu~d
res_USdcop	1.0000	
res_EurUSD	-0.1656	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_USdcop res_EurUSD if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_US~p	res_Eu~d
res_USdcop	1.0000	
res_EurUSD	-0.3625	1.0000

Ecuación 36. Correlación USDCOP vs EURUSD. Fobes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 2.3037821
```

En el último caso del modelo de correlación de coeficientes, se presentará el comportamiento de los títulos de deuda soberana a 10 años. Empezaremos analizando la correlación que existe entre los bonos de deuda soberana de 10 años en Colombia, frente los bonos de deuda soberana de Estados Unidos a este mismo plazo. En la ecuación número 37, encontramos los coeficientes de correlación bajo el modelo de Pearson, y podemos analizar que durante el periodo de pre crisis, se presentaba una correlación muy cercana a 0, mientras que, en el periodo de crisis el coeficiente de correlación pasó a ser negativo.

Ecuación 37. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.USA. Pearson

```
. correlate res_10COP res_10USA if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_10~P	res_10~A
res_10COP	1.0000	
res_10USA	0.0079	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_10COP res_10USA if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_10~P	res_10~A
res_10COP	1.0000	
res_10USA	-0.0930	1.0000

Por su parte, el coeficiente de correlación bajo el modelo de Fobers y Rigobon (2002) arrojó que no se presenta contagio entre estos bonos en periodo de crisis.

Ecuación 38. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.USA. Forbes y Rigobon

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 2.8825597
```

Para el caso de los bonos de Japón (Ecuación 38), es interesante ver que durante el periodo de pre crisis y crisis la correlación es negativa. No obstante, cabe resaltar que en el periodo de crisis el coeficiente de correlación negativo disminuyó frente al coeficiente de correlación en el periodo de pre crisis. Para este caso, según el modelo de Forbes y Rigobon (2002), en periodo de crisis no existe correlación entre estos dos bonos.

Ecuación 39. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.JPY. Pearson

```
. correlate res_10COP res_10JPY if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_10~P	res_10~Y
res_10COP	1.0000	
res_10JPY	-0.0841	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_10COP res_10JPY if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_10~P	res_10~Y
res_10COP	1.0000	
res_10JPY	-0.0309	1.0000

Ecuación 40. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.JPY. Forbes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = .10208178
```

El siguiente caso a exponer presentó unos resultados lo cuales no nos esperábamos. El coeficiente de correlación de los bonos de 10 años de Colombia, frente a los bonos de 10 años del Reino Unido, en el periodo de pre crisis se encontraba positivo, mientras que, durante el periodo de crisis pasó a ser negativo (Ecuación 41). Por su parte, el bono de 10 años del Reino Unido fue el único bono de este estudio que bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), rechazó la hipótesis nula de ausencia de contagio.

Ecuación 41. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.UK. Pearson

```
. correlate res_10COP res_10UK if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_10~P	res_10UK
res_10COP	1.0000	
res_10UK	0.0306	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_10COP res_10UK if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_10~P	res_10UK
res_10COP	1.0000	
res_10UK	-0.1107	1.0000

Ecuación 42. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.UK. Forbes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 5.1080189
```

Por último, los bonos de 10 años de Alemania tuvieron una comportamiento similar a los del Reino Unido, presentaron un coeficiente de correlación positivo en el periodo de pre crisis y al pasar al periodo de crisis este coeficiente fue negativo. Sin embargo, al analizar el coeficiente de correlación bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), este se encontró dentro del rango de aceptación de la hipótesis nula de ausencia de contagio.

Ecuación 43. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.GER. Pearson

```
. correlate res_10COP res_10GER if DATE >= mdy(01,03,2006) & DATE <= mdy(09,14,2008)
(obs=703)
```

	res_10~P	res_10~R
res_10COP	1.0000	
res_10GER	0.0156	1.0000

```
. scalar corr_Precrisis =r(rho)
```

```
. correlate res_10COP res_10GER if DATE >= mdy(09,15,2008) & DATE <= mdy(12,30,2009)
(obs=338)
```

	res_10~P	res_10~R
res_10COP	1.0000	
res_10GER	-0.0786	1.0000

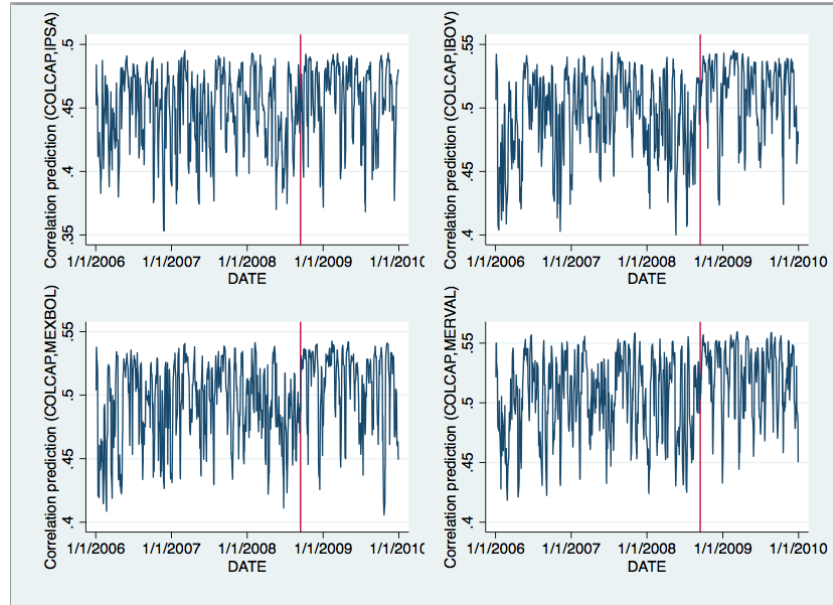
Ecuación 44. Correlación B10AÑOS.COP vs B10AÑOS.GER. Forbes y Rigobon.

```
. display "t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = " ((corrFR_crisis-corr_Precrisis)/varTot^0.5)^2
t-test H0: correlation pre crisis = FR correlation crisis = 2.3022194
```

Ahora continuaremos mostrando los resultados bajo el segundo modelo implementado “ARCH y GARCH”, y al igual que el primer modelo presentado, empezaremos analizando los mercados de renta variable para Latinoamérica, Estados Unidos y Europa.

Analizando el gráfico 16 podemos encontrar el comportamiento histórico de las correlaciones de las bolsas analizadas frente al índice COLCAP. La línea roja se ubica en el 15 de septiembre de 2008, fecha que se escogió como inicio del colapso financiero. Si volvemos a revisar el gráfico 5 encontramos los eventos principales durante esta crisis y para el 15 de septiembre se destaca el colapso de Lehman Brothers. Retomando el gráfico 16, observamos que después de la línea roja la correlación entre estas bolsas aumenta.

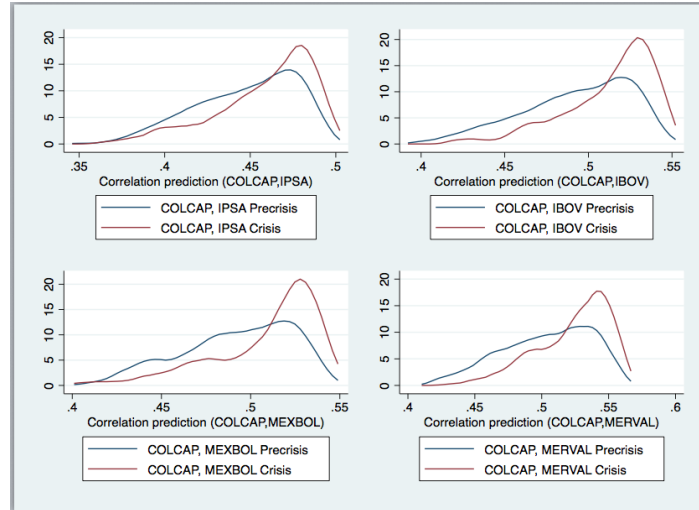
Gráfica 16. Correlación bolsas de Latinoamérica



Nota: Elaboración propia

En línea con lo anterior, al analizar el gráfico 17 observamos las distribuciones de correlaciones y podemos darnos cuenta de que para todas las bolsas analizadas el comportamiento de la distribución en crisis es similar, aumentado su correlación hacia la derecha y mostrando picos superiores que en la línea de pre crisis. Es importante resaltar que según los datos encontrados con el modelo de Forbes y Rigobon (2002), expuestos anteriormente, solo los índices IBOV y Merval presentan correlación con el índice COLCAP en periodos de crisis.

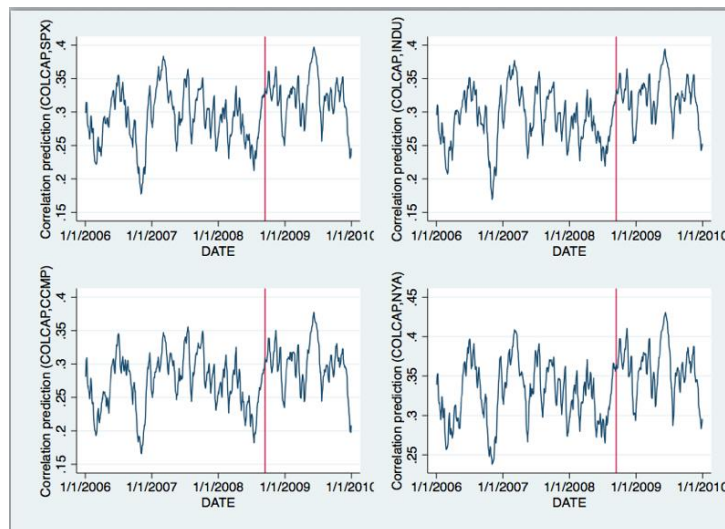
Gráfica 17. Distribución de las correlaciones LA



Nota: Elaboración propia

En el gráfico 18 podemos encontrar las correlaciones históricas de las principales bolsas de Estados Unidos frente al COLCAP. A comparación del gráfico 16, acá podemos apreciar mucho mejor el aumento en la correlación después del 15 de septiembre.

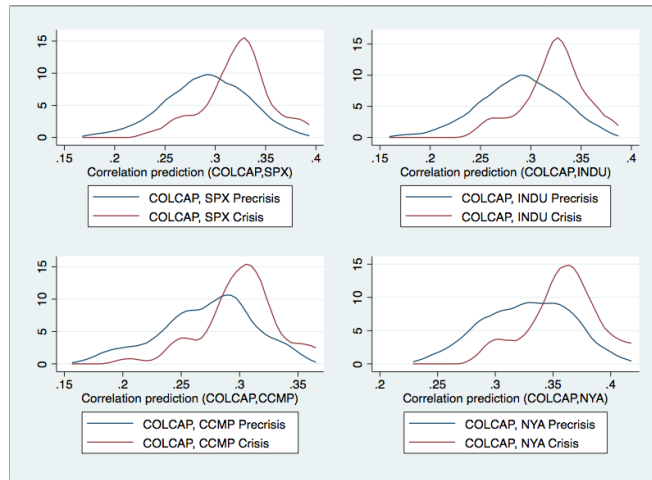
Gráfica 18. Correlación bolsas USA



Nota: Elaboración propia.

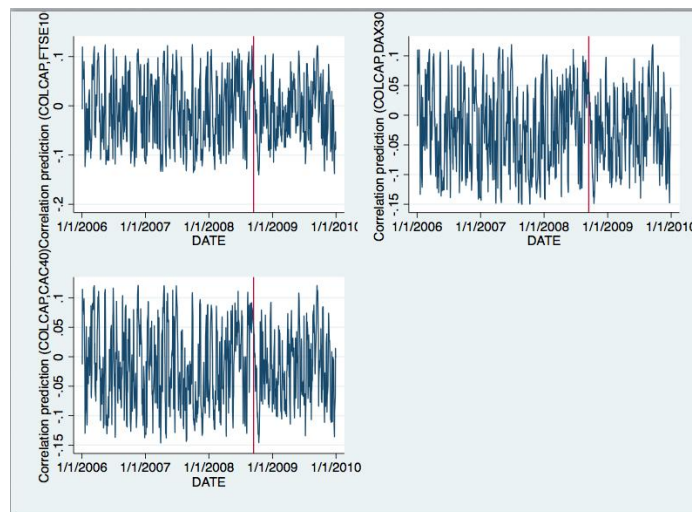
En cuanto a su distribución, los podemos encontrar en el gráfico 19, y observamos que para los 4 índices, el aumento del pico en el periodo de crisis es significativo. Cabe recordar que bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), los 4 índices muestran correlación con el índice COLCAP en tiempo de crisis.

Gráfica 19. Distribución de las correlación USA



Nota: Elaboración propia

Gráfica 20. Correlación bolsas Europa

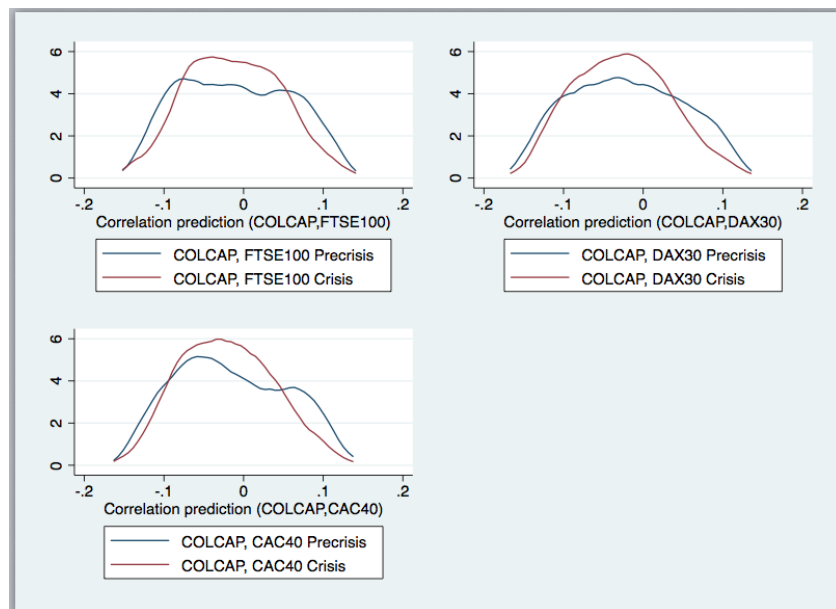


Nota: Elaboración Propia

Por último, en cuanto a los mercados de renta variable mostraremos los resultados del modelo ARCH y GARCH para las bolsas europeas. En el gráfico 20 encontramos el comportamiento histórico de las correlaciones, y se puede observar que posterior al 15 de septiembre, las correlaciones pasan a ser negativas, en línea con lo presentado en el modelo de Pearson expuesto anteriormente.

Por su parte, al analizar el gráfico 21, encontramos que las distribuciones no presentan un mayor cambio a comparación de las presentadas por los índices de Estados Unidos y de Latinoamérica. En línea con lo anterior, es importante resaltar que su distribución se corre hacia la izquierda donde la correlación contra el COLCAP es negativa.

Gráfica 21. Distribución de la correlación Europa



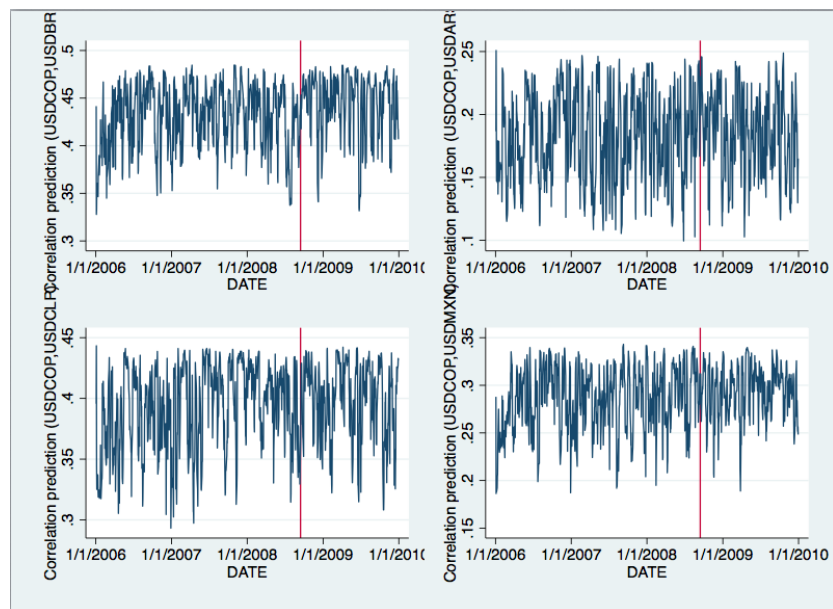
Nota: Elaboración propia

Ahora se presentarán los resultados del modelo para el mercado cambiario. Empezaremos con las monedas de la región: el peso chileno, el real brasilero, el peso mexicano y el peso argentino.

En el gráfico 22 encontramos las correlaciones históricas de estas divisas frente el peso colombiano. Podemos analizar que posterior al 15 de septiembre todas las divisas presentaron aumentos en su correlación frente al peso colombiano.

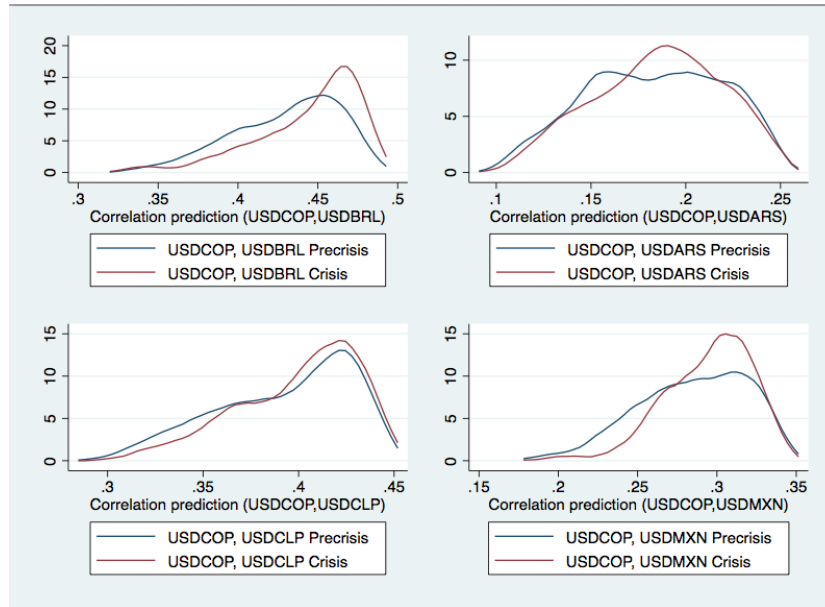
Por otra parte, al analizar el gráfico 23 vemos las distribuciones de las correlaciones. De este gráfico quiero destacar especialmente dos gráficas, la primera es la distribución contra el peso argentino que muestra un comportamiento diferente al de las demás divisas tanto en el periodo de pre crisis, como en el periodo de crisis. La segunda gráfica a destacar es la del peso chileno, cuya distribución no varió significativamente entre los dos periodos estudiados, con lo que podríamos decir que el peso chileno es la moneda más correlacionada con el peso colombiano. Cabe recordar que bajo el modelo de correlación de Forbes y Rigobon (2002), únicamente el peso chileno y el peso mexicano muestran correlación frente al peso colombiano en tiempos de crisis.

Gráfica 22. Correlación monedas LA



Nota: Elaboración propia

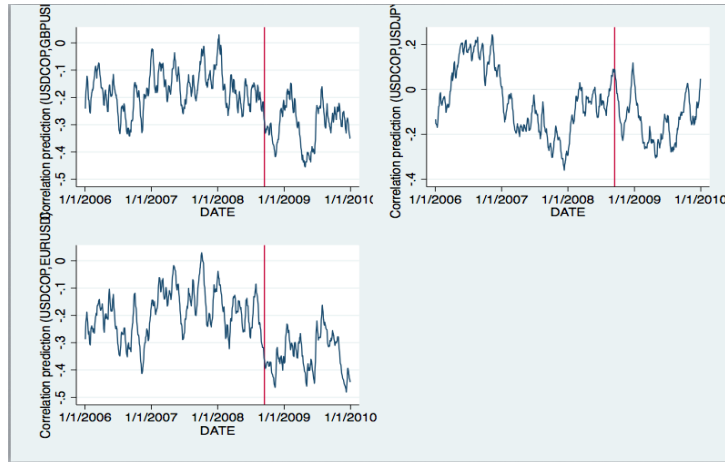
Gráfica 23. Distribución de las correlaciones monedas LA



Nota: Elaboración propia

Para finalizar los resultados del mercado cambiario, expondremos los resultados presentados para la Libra, el Euro y el Yen. En el gráfico 24 encontramos su comportamiento antes de crisis y en crisis. Se puede destacar que todas tres divisas presentan correlaciones negativas antes de crisis y que en periodos de crisis estas correlaciones fueron más negativas.

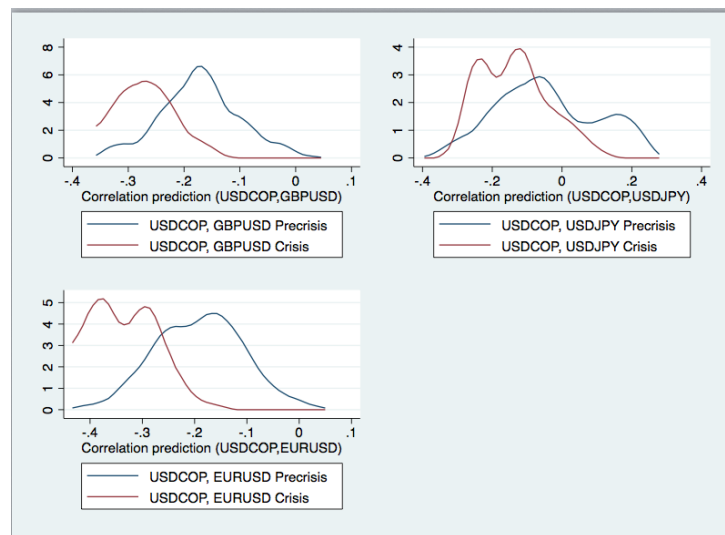
Gráfica 24. Correlación monedas resto del mundo



Nota: Elaboración propia

En cuanto a la distribución de las correlaciones, estas presentaron movimientos similares, moviéndose hacia la izquierda y con picos superiores a los picos en el periodo de pre crisis, a excepción de la Libra, cuyo pico es inferior al de periodos en pre crisis, lo que nos dice que la magnitud de la correlación es menor así su correlación sea más negativa en el periodo de pre crisis.

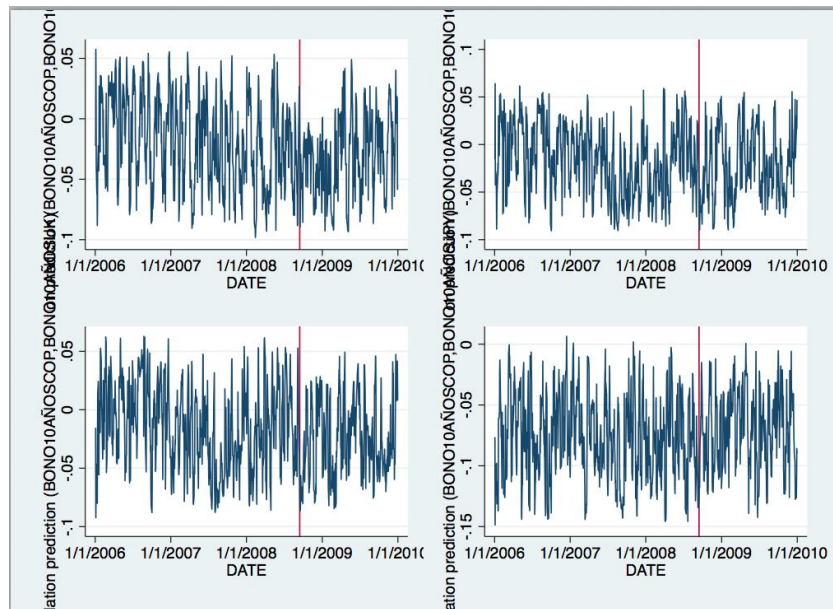
Gráfica 25. Distribución de la correlaciones resto del mundo.



Nota: Elaboración propia

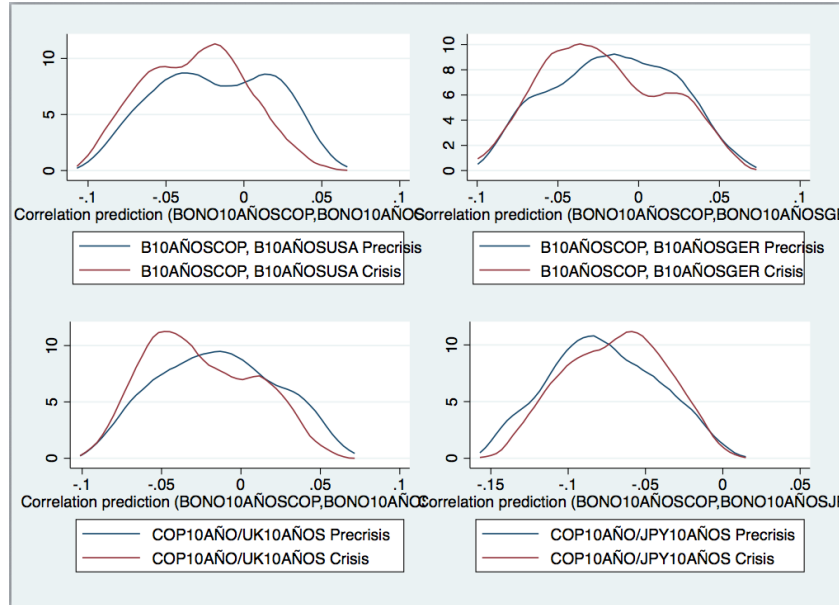
Para finalizar de exponer los resultados del modelo ARCH y GARCH, mostraremos el comportamiento de los bonos a 10 años. En el gráfico 26 podemos observar que en todos los casos estudiados no hubo un cambio de tendencia significativo. En cuanto a su distribución, que se encuentra en el gráfico 27, tampoco se presentó mayor cambio. Es importante mencionar que bajo del modelo de Forbes y Rigobon (2002), solo el bono de 10 años del Reino Unido presentó existencia de correlación en tiempos de crisis.

Gráfica 26. Correlación Bonos 10 años.



Nota: Elaboración propia

Gráfica 27. Distribución de la correlación de los bonos 10 años.



Nota: Elaboración propia

El último modelo corresponde al de “momentos de alto contagio” presentado Fry, Martin, & Tang por (2010). Antes de iniciar a exponer los resultados quisiera simplificar un poco la explicación de este modelo que está expuesto en el capítulo “Metodología” del presente texto. El modelo de “momentos de alto contagio” lo que nos muestra es si los retornos al cuadrado de A afectan a los retornos de B, y si los retornos de A afectan los retornos al cuadrado de B, respecto al valor crítico propuesto por los autores.

De esta manera, iniciaremos nuevamente exponiendo primero los resultados del mercado de renta variable para Latinoamérica. En la ecuación 45 encontramos los resultados para los índices COLCAP e IPSA. De acuerdo a los resultados, se denota presencia de contagio de los retornos del COLCAP a los retornos al cuadrado del IPSA, con CS1 rechazando la hipótesis nula de no contagio, mientras que, los retornos al cuadrado del COLCAP no presentan contagio hacia los retornos del IPSA, con CS2 aceptando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 45. Momentos de alto contagio. Colcap-Ipsa

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 107.73491

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .35684529

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Por otro lado, en la ecuación 46, encontramos los resultados para los índices COLCAP e IBOV, que al analizar los valores CS1 y CS2 nos damos cuenta que ambos rechazan la hipótesis nula de no contagio. Este resultado lo estábamos esperando, pues en los dos modelos anteriormente presentados el índice IBOV fue el que más correlación presentó frente al índice COLCAP.

Ecuación 46. Momentos de alto contagio. Colcap-Ibov

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 18.838315

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 10.021981

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

La ecuación 47 presentó resultados similares a los expuestos en la ecuación 46, con CS1 rechazando la hipótesis nula de no contagio, mientras que, los retornos al cuadrado del COLCAP no presentan contagio hacia los retornos del MEXBOL, con CS2 aceptando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 47. Momentos de alto contagio. Colcap-Mexbol

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 42.107696

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .01065594

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Para el último resultado del mercado de renta variable de Latinoamérica (Ecuación 46) tenemos al COLCAP y MERVAL, donde sorpresivamente ambos test estadísticos mostraron ausencia de contagio. Este resultado no nos lo esperábamos, puesto que el índice MERVAL fue uno de los dos índices que bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), mostraban presencia de contagio en tiempo de crisis.

Ecuación 48. Momentos de alto contagio. Colcap-Merval

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .4491532

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .11082335

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

A continuación se presentarán los resultados del modelo para los índices de Estados Unidos. Cabe resaltar que para todos los índices presentados los resultados fueron que se rechaza

la hipótesis nula de no contagio, algo que ya esperábamos pues estos índices con todos los modelos fueron los que mayor contagio presentaron con el COLCAP en tiempo de crisis.

Es importante mencionar que los índices americanos fueron los únicos que en los tres modelos presentaron correlaciones tanto en periodos de pre crisis, como en crisis. Esto nos indica que el mercado financiero colombiano se encuentra muy ligado con el mercado financiero americano, por lo cual nos hace muy vulnerables a aspectos coyunturales que puedan ocurrir en Estados Unidos.

Ecuación 49. Momentos de alto contagio. Colcap-Spx

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 10.236659

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 20.276013

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ecuación 50. Momentos de alto contagio. Colcap-Indu

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 9.8020553

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 24.00596

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ecuación 51. Momentos de alto contagio. Colcap-Ccmp

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 8.2884581

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 21.032195

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ecuación 52. Momentos de alto contagio. Colcap-Nya

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 10.301419

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 18.165299

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

En cuanto a los índices de Europa, en la ecuación 53 encontramos los resultados para los índices COLCAP y CAC 40. De acuerdo a los resultados, no se denota presencia de contagio de los retornos del COLCAP a los retornos al cuadrado del CAC 40, con CS1 aceptando la hipótesis nula de no contagio, mientras que, los retornos al cuadrado del COLCAP presentan contagio hacia los retornos del CAC 40, con CS2 rechazando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 53. Momentos de alto contagio. Colcap-CAC40

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .48821919

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 6.8131429

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Por otro lado, en la ecuación 54 encontramos los resultados para los índices COLCAP e DAX 30, que al analizar los valores CS1 y CS2 nos damos cuenta que ambos rechazan la hipótesis nula de no contagio. Este resultado no nos lo estábamos esperando pues en los dos modelos anteriormente presentados el índice DAX 30 presentaba correlación negativa en periodos de crisis frente al COLCAP.

Ecuación 54. Momentos de alto contagio. Colcap-DAX 30

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 5.7714064

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 9.247051

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

En la ecuación 55 tenemos al COLCAP y el FTSE 100, donde ambos test estadísticos mostraron ausencia de contagio. Resultado que esperábamos puesto que el índice FTSE 100, bajo el modelo de Forbes y Rigobon (2002), mostraban no presencia de contagio en tiempo de crisis.

Ecuación 55. Momentos de alto contagio. Colcap-FTSE 100

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .06230559

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 2.7600371

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

A continuación presentaremos los resultado del mercado cambiario. De acuerdo a los resultados de la ecuación 56, con CS1 se acepta la hipótesis nula de no contagio de los retornos del peso colombiano a los retornos al cuadrado del real brasilero. Por su parte, para los retornos al cuadrado del peso colombiano, si presenta contagio hacia los retornos del real brasilero, con CS2 rechazando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 56.Momentos de alto contagio. USDCOP-USDBRL

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .19946498

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 20.498252

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

La ecuación 57 presentó resultados contrarios a los expuestos en la ecuación 56, con CS1 rechazando la hipótesis nula de no contagio, mientras que, los retornos al cuadrado del peso colombiano no presentan contagio hacia los retornos del peso argentino, con CS2 aceptando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 57. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDARS

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 49.616964

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .35515635

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

En la ecuación 58 tenemos los resultados del peso colombiano y el peso mexicano, donde ambos resultados mostraron ausencia de contagio.

Ecuación 58. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDMXN

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .51290621

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .56185934

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Por último, en la ecuación 58 encontramos los resultados para el peso colombiano y el peso chileno, donde al analizar los valores CS1 y CS2 nos damos cuenta de que ambos rechazan la hipótesis nula de no contagio. Este resultado lo estábamos esperando pues en los dos modelos anteriormente presentados el peso chileno mostró resultados positivos frente al contagio hacia el peso colombiano.

Ecuación 59. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDCLP

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 21.627897

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 16.142733

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ahora seguiremos presentando los resultados del mercado cambiario para las divisas del resto del mundo. Los resultados de la ecuación 60 y 61 fueron similares ya que el Euro-Dólar y la Libra-Dólar aceptan la hipótesis nula de no contagio tanto en CS1 y CS2.

Ecuación 60. Momentos de alto contagio. USDCOP-EURUSD

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .30847863

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .29384871

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ecuación

61. Momentos de alto contagio. USDCOP-GBPUSD

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .1209453

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 2.2249989

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

En cuanto Dólar-Yen, en la ecuación 62 encontramos los resultados donde no se denota presencia de contagio de los retornos del peso colombiano a los retornos al cuadrado del Yen, con CS1 aceptando la hipótesis nula de no contagio, mientras que, los retornos al cuadrado del peso colombiano presentan contagio hacia los retornos del Yen, con CS2 rechazando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 62. Momentos de alto contagio. USDCOP-USDJPY

```
. display "CS1 = " CS1  
CS1 = .05570198
```



```
. display "CS2 = " CS2  
CS2 = 8.1266581
```



```
. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)  
Critical Value = 3.8414588
```

Para concluir la presentación de los resultados, finalizaremos exponiendo los resultados del modelo de momentos de alto contagio para el mercado de renta fija del resto del mundo, en el cual encontramos resultados interesantes al analizar. Empezaremos con el resultado de los bonos a 10 años de Colombia y los bonos a 10 años de Estados Unidos, donde CS1 acepta la hipótesis nula de no contagio de los retornos del bono a 10 años colombiano a los retornos al cuadrado de los bonos a 10 años de Estados Unidos . Por su parte, para los retornos al cuadrado de los bonos a 10 años de Colombia, sí presenta contagio de los bonos a 10 años de Estados Unidos, con CS2 rechazando la hipótesis nula de no contagio.

Ecuación 63. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosUSA

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .54693163

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 15.071028

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Para la ecuación 64 tenemos que se denota que ambos test estadísticos mostraron ausencia de contagio.

Ecuación 64. Momentos de alto contagio. 10añosCOP-10añosGER

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .57832808

. display "CS2 = " CS2
CS2 = .70028426

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Por último, en las ecuaciones 65 y 66 estos mostraron resultados similares al presentado en la ecuación 64, donde el modelo acepta la hipótesis nula de no contagio en CS1, pero rechaza esta hipótesis en CS2. De estos resultados cabe destacar que no se esperaba que hubiese correlación entre los bonos soberanos especialmente para el bono de 10 años de Japón, puesto que, en los anteriores modelos aceptaba las hipótesis nula de no contagio. Por su parte, los bonos del Reino

Unido, sí habían presentando resultado positivos en contagio con los bonos de Colombia, en el modelo de Forbes y Rigobon (2002).

Ecuación 65. Momentos de alto contagio. 10 años COP-10 años UK

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = .84751986

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 12.372166

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

Ecuación 66. Momentos de alto contagio. 10 años COP-10 años JPN

```
. display "CS1 = " CS1
CS1 = 2.8011589

. display "CS2 = " CS2
CS2 = 13.516273

. display "Critical Value = " invchi2(1,0.95)
Critical Value = 3.8414588
```

6) CONCLUSIONES

Una vez realizada la investigación, y al analizar toda la información recolectada se logró identificar que el mercado colombiano que más se ve contagiado en tiempos de crisis por los mercados financieros de otros países, es el mercado de Renta Variable. Cabe resaltar que de los índices accionarios estudiados, los pertenecientes a Estados Unidos todos mostraron presencia de contagio durante periodos de crisis, mientras que, los índices de Latinoamérica solo el IBOV y el Merval mostraron presencia de contagio durante periodos de crisis. De los índices Europeos, ninguno presentó resultados de presencia de contagio en tiempos de crisis. Por su parte, en el mercado cambiario el peso chileno y el peso mexicano, fueron las únicas divisas de la región que resultaron tener presencia de contagio frente al peso colombiano, aunque no en el mismo nivel que en el mercado de renta variable.

En cuanto a la volatilidad de los mercados financieros, nuevamente apareció el mercado de renta variable, encabezado por los índices de Estados Unidos, los cuales mostraron los cambios más significativos en la volatilidad en periodos de crisis, y los movimientos más amplios en su distribución. De esta misma manera, los índices de los países pares de la región mostraron que las volatilidades significativas cuando se encuentran en tiempos de crisis frente al índice colombiano. En cuanto a las divisas, el peso chileno, el real brasilero y el peso mexicano, fueron las que más cambiaron en sus niveles de volatilidad y su distribución. Es importante mencionar que el peso argentino no presentó mayor cambio en sus niveles de volatilidad. Adicionalmente, bajo el modelo de correlación de Forbes y Rigobon (2002), esta divisa muestra ausencia de correlación con el peso colombiano.

En cuanto a la correlación en los retornos de los activos de los mercados financieros, quiero destacar la correlación que se tiene con el mercado de renta variable de Brasil, pues este fue el único mercado de Latinoamérica que dio presencia de contagio con el mercado de renta variable de Colombia bajo los tres modelos usados. Siendo así, se puede concluir que los retornos de los activos del mercado de renta variable de Colombia se ven directamente afectados por los retornos de los activos renta variable de Brasil en periodos de crisis. Adicionalmente, el real brasilero mostró presencia de contagio con el peso colombiano, en el sentido de que cuando el real se desvaloriza, el peso colombiano también lo hace. Por otro lado, los índices de Estados Unidos también presentaron presencia de contagio con el mercado de renta variable de Colombia, en el sentido de que cuando ellos sufren desvalorizaciones en sus activos, el mercado de renta variable colombiano también lo hace.

Antes de finalizar mis conclusiones, quisiera hablar sobre los mercados de renta variable, renta fija y cambiario de Europa y Asia. A pesar que bajo ninguno de los modelos presentados estos mercados financieros mostraron presencia de contagio, los podemos entender como activos refugios o de cobertura cuando el mercado financiero de Colombia está pasando por un periodo de crisis.

Para concluir, se logró identificar que Estados Unidos y Brasil son los países con los que Colombia presentó mayor correlación con todos los mercados financieros analizados en este texto.

7) BIBLIOGRAFÍA

- Asteriou, D., & Hall, S. G. (2011). *Modelos de vectores autorregresivos (VAR) y pruebas de causalidad*. Londres: Palgrave MacMillan.
- Bernardi Carriello, B. (2005). El contagio financiero en países emergentes. *pensamiento y gestión*, 43-77.
- Baur, D. (2003). Testing for contagion - mean and volatility contagion. *Multinational financial management*, 405-422.
- Bernanke, B. S. (2012). *Monetary Policy since the Onset of the Crisis*. Jackson Hole, Wyoming: Federal Reserve Bank of Kansas City Economic.
- Boffelli, S., & Urga, G. (2016). *Financial Econometrics Using Stata*. Texas: Stata Press.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 307-327.
- Brooks, C. (2014). *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Calvo, S., & Reinhart, C. (1996). *Capital Flows to Latin America: Is There Evidence of Contagion Effects?*
- Canova, F. (2005). THE TRANSMISSION OF US SHOCKS TO LATIN AMERICA. *JOURNAL OF APPLIED ECONOMETRICS*, 229-251.
- Cayon, E., Sarmiento-Sabogal, J., & Shukla, R. (2016). The effects of the global financial crisis on the Colombian local currency bonds prices. *Journal of Economic Studies*, 624-635.
- Cayon, E., Thorp, S., & Wu, E. (2018). Immunity and infection: Emerging and developed market sovereign spreads over the Global Financial Crisis. *Emerging market review*, 162-174.
- Chiang, T. C., Jeon, B. N., & Li, H. (2007). Dynamic correlation analysis of financial contagion: Evidence from Asian markets. *Journal of international money and finance*, 1206-1228.
- Chung, C. C., & Beamish, P. W. (2004). Investment mode strategy and expatriate strategy during times of economic crisis. *Journal of International Management*, 331-355.
- Claessens, S., Park, Y. C., & Dornbusch, R. (2001). Contagion: Why Crises Spread and How This Can Be Stopped. *Researchgate*, 177-197.
- Darius, R., & Radde, S. (2010). Can Global Liquidity Forecast Asset Prices? *IMF Working Paper*, 1-23.

- Dufrénot, G., Mignon, V., & Péguin-Feissolle, A. (2011). The effects of the subprime crisis on the Latin American financial markets: An empirical assessment. *Elsevier*, 2342-2357.
- Dungey, M., & Gajurel, D. (2015). Contagion and banking crisis – International evidence for 2007–2009. *Journal of banking and finance*, 271-283.
- Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No Contagion, Only Interdependence: Measuring Stock Market Comovements. *The Journal of Finance*, 2223-2261.
- Fry, R., Martin, V. L., & Tang, C. (2010). A New Class of Tests of Contagion With Applications. *Journal of Business & Economic Statistics*, 423-437.
- Hausman, A., & Johnston, W. J. (2014). Timeline of a financial crisis: Introduction to the special issue. *Journal of Business Research*, 2667-2670.
- Hausman, A., & Johnston, W. J. (2014). Timeline of a financial crisis: Introduction to the special issue. *Journal of Business Research*, 2667-2670.
- Jara, A., Moreno, R., & Tovar, C. E. (2009). The global crisis and Latin America: financial impact and policy responses. *BIS Quarterly Review*, 53-67.
- Karolyi, G. A., & Webb, C. R. (2002). Does International Financial Contagion Really Exist? *Center for Financial Economics at the Ohio State University*, 1-20.
- Kodres, L. E., & Pritsker, M. (2002). A Rational Expectations Model of Financial Contagion. *The Journal of Finance*, 769-799.
- Kuusk, A., Paas, T., & Viikmaa, K. (2011). Financial contagion of the 2008 crisis: is there any evidence of financial contagion from the US to the Baltic states. *Researchgate*, 61-74.
- Longstaff, F. A. (2010). The subprime credit crisis and contagion in financial markets. *Journal of Financial Economics*, 436-450.
- Mishkin, F. S. (1991). *ANATOMY OF A FINANCIAL CRISIS*. Massachusetts: NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH.
- Ocampo, J. A. (2009). Impactos de la crisis financiera mundial sobre América Latina. *REVISTA cepal* 97, 9-31.
- Reinhart, C. M., & Rogoff, K. S. (2008). *THIS TIME IS DIFFERENT: A PANORAMIC VIEW OF EIGHT CENTURIES OF FINANCIAL CRISES*. Cambridge: NATIONAL BUREAU OF ECONOMIC RESEARCH.
- Renée, F., Martin, V. L., & Tang, C. (2010). A New Class of Tests of Contagion With Applications. *Journal of Business & Economic Statistics*, 423-437.
- Sebastiá-Barriel, M., & Oulton, N. (2013). *Long and short-term effects of the financial crisis on labour productivity, capital and output*. England: Bank of England.

Stiglitz, J. (2010). *Caída libre, el libre mercado y el hundimiento de la economía mundial*.
Bogotá: Taurus.

Van Rijckeghem, C., & Weder, B. (2001). Sources of contagion: is it finance or trade?
International economics, 293-308.