

Spillovers y contagio de volatilidad: Una aplicación para el mercado accionario colombiano.

Universidad de la Sabana
Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas
Maestría en Gerencia de Inversión

Trabajo presentado para optar por el título de Magister en Gerencia de Inversión, énfasis en profundización
Por: Edison Oswaldo Duque Nieto
Director: José Eduardo Gómez González
Fecha de entrega: junio de 2020

Resumen

En este análisis se emplea un modelo de correlación condicional dinámica DCC-GARCH sobre las series de retornos diarios de las principales acciones del mercado accionario colombiano (Preferencial Bancolombia, Ecopetrol, Interconexión Eléctrica S.A y Preferencial Aval) con dos objetivos. Primero, realizar el cálculo de spillovers de volatilidad, y segundo, evaluar un escenario de contagio de volatilidad durante el periodo de crisis en los mercados financieros atribuido a la pandemia del COVID-19. Sobresale en el análisis de spillovers como Ecopetrol es el principal transmisor de volatilidad mientras que Preferencial Aval es el principal receptor. Al dividir estos activos como instrumentos representativos de los sectores energético y financiero, los resultados indican que el sector energético transmite una mayor volatilidad de la que recibe del sector financiero. Finalmente, en cuanto al escenario de contagio, los resultados sugieren que el aumento en los niveles de correlación entre los retornos para los distintos pares de activos resulta ser significativo, dando evidencia de contagio de volatilidad durante el periodo de crisis por COVID-19.

1. Introducción:

En materia de administración de inversiones, siguiendo la idea de Markowitz (1952) entendiendo el riesgo de un activo financiero como la varianza de sus retornos y entendiendo a su vez la varianza de esos retornos como la volatilidad asociada al activo; el análisis de dicha volatilidad se convierte en una herramienta indispensable en una adecuada administración del riesgo asociado no solo a un portafolio, sino a cualquier tipo de inversión. Un método de amplia relevancia en términos de análisis de volatilidad es presentado por Diebold y Yilmaz (2009) como spillovers de volatilidad; un índice concebido para medir la interdependencia entre los retornos y/o volatilidades en un sistema o conjunto de activos cualquiera que sea su naturaleza. Este índice permite precisamente capturar los excesos de volatilidad entre los activos que hacen parte del sistema, tanto de forma direccional como para todo el sistema en conjunto. El cálculo del índice se deriva de la descomposición de la varianza del error asociado a un modelo de vectores autoregresivos VAR, donde para cada uno de los activos se identifica que parte de la varianza del error proviene de choques en los otros activos que componen el sistema. Dicho de otra forma, el cálculo de spillovers de volatilidad permite medir el impacto que los choques en un activo en particular tienen en la volatilidad de otro u otros activos,

con la salvedad que deja de lado la definición y análisis mismo de episodios de contagio. Entre otros, Diebold y Yilmaz (2012) realizan la estimación de spillovers de volatilidad, total y direccional, sobre los mercados de acciones, bonos, commodities y divisas para los Estados Unidos, encontrando en particular que el mercado accionario genera choques importantes al resto de mercados. Shu y Chang (2018) dan evidencia de spillovers de volatilidad para los mercados accionarios estadounidense, europeo y asiático, señalando al mercado estadounidense como el principal transmisor de volatilidad y al mercado asiático como el principal receptor. Como evidencia para América Latina, Gamba-Santamaria, Gomez-Gonzalez, Hurtado-Guarin y Melo-Velandia (2019), realizan el cálculo de spillovers de volatilidad para los mercados accionarios estadounidense y latinoamericanos, concluyendo a Brasil como un transmisor neto de volatilidad y a Chile, Colombia y México como receptores netos. La metodología por ellos propuesta extiende el trabajo realizado por Diebold y Yilmaz (2009, 2012) mediante la implementación de un modelo DCC-GARCH para modelar la relación multivariada entre los distintos activos. El cálculo del índice se da directamente sobre las series de retornos y se reconoce la variabilidad en el tiempo de la matriz de varianzas y covarianzas.

Ahora, si bien los spillovers nos permiten indagar sobre esa interdependencia entre los retornos o volatilidades de los activos, vale la pena evaluar si bajo algún escenario en particular, esa interdependencia puede extenderse a un episodio de contagio. Forbes y Rigobon (2002) hacen precisamente una distinción entre contagio e interdependencia, definiendo al primero como un incremento significativo de los co-movimientos de los mercados tras la ocurrencia de un choque en uno de ellos, mientras que cualquier nivel alto y continuo de correlación entre los mercados es considerado como interdependencia. Bejarano-Bejarano, Gomez-Gonzalez, Melo-Velandia y Torres-Gorron (2015) se basan en esta definición para evaluar episodios de contagio en los mercados accionarios latinoamericanos sobre los choques generados por las crisis financieras globales más recientes, Dot-Com bubble (2001-2002), subprime (2008-2009) y la crisis de bonos soberanos europeos (2011-2012). Su trabajo propone la implementación de un modelo DCC-GARCH para modelar la correlación dinámica entre los índices accionarios representativos de cada país y una regresión precisamente de esas correlaciones contra una variable dummy que indica cada uno de los periodos de crisis. Los resultados del análisis de contagio, basados en la significancia estadística de las variables dummy representativas de los periodos de choque, indican que durante la crisis Dot-Com no se presenta evidencia de contagio a los mercados latinoamericanos, mientras que para las crisis subprime y de bonos soberanos europeos, si hay evidencia de contagio.

Este trabajo propone la estimación de spillovers de volatilidad sobre las acciones más líquidas del mercado colombiano, Preferencial Bancolombia, Ecopetrol, Interconexión Eléctrica ISA y Preferencial Aval. Siguiendo a Gamba-Santamaria, Gomez-Gonzalez, Hurtado-Guarin y Melo-Velandia (2019), la estimación de los índices se da directamente sobre las series de retornos y se utiliza un modelo DCC-GARCH para modelar la relación multivariada entre los activos. Adicionalmente, siguiendo a Bejarano-Bejarano, Gomez-Gonzalez, Melo-Velandia y Torres-Gorron (2015), se evalúa un escenario de contagio relacionado a la crisis más reciente que han sufrido los mercados financieros y que coincide con la pandemia atribuida al COVID-19. Los resultados de este análisis permiten concluir dos cosas. Primero, las acciones Preferencial Bancolombia y Preferencial Aval son receptores netos de volatilidad, mientras que Ecopetrol resulta ser un transmisor neto. ISA presenta fluctuaciones a lo largo del periodo de muestra, siendo transmisor neto en unos periodos y receptor neto en otros. Segundo, los resultados indican que el impacto que ha sufrido el mercado accionario local durante los meses de propagación del COVID-19 ha desatado un escenario de contagio de volatilidades entre las acciones que hacen parte de este análisis.

En la sección 2 del documento se presenta la metodología utilizada en este análisis. La sección 3 presenta una descripción de los datos usados. En la sección 4 se presentan los resultados y finalmente la sección 5 concluye.

2. Metodología:

En este documento se adopta el enfoque propuesto por Robert Engle (2002) utilizando un modelo multivariado de correlación condicional dinámica DCC-GARCH para la estimación de las varianzas y covarianza condicionales que serán utilizadas en el cálculo del spillover de volatilidad propuesto por Diebold y Yilmaz (2012).

El modelo DCC-GARCH estima una matriz de varianzas y covarianzas condicionales de la siguiente forma:

$$H_t = D_t R_t D_t$$

D_t es una matriz diagonal de tamaño $N \times N$ con la raíz cuadrada de las varianzas resultado de la estimación de modelos GARCH univariados en la diagonal.

R es una matriz simétrica de tamaño $N \times N$ de correlaciones condicionales ρ_{ijt} variables en el tiempo.

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{11t} & h_{12t} & \cdots & h_{1Nt} \\ h_{21t} & h_{22t} & \cdots & h_{2Nt} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N1t} & h_{N2t} & \cdots & h_{NNt} \end{bmatrix}$$

$$D_t = \begin{bmatrix} \sqrt{h_{11t}} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sqrt{h_{22t}} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \cdots & & \sqrt{h_{NNt}} \end{bmatrix}$$

$$R_t = \begin{bmatrix} 1 & \rho_{12t} & \cdots & \rho_{1Nt} \\ \rho_{21t} & 1 & \cdots & \rho_{N2t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{N1t} & \rho_{N2t} & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

Como se indicó, D_t es obtenido mediante la estimación de modelos GARCH univariados para cada una de las series, R_t de otro lado, debe ser descompuesta:

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}$$

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + a\varepsilon_{t-1}\varepsilon'_{t-1} + bQ_{t-1}$$

Donde:

$\bar{Q} = cov(\varepsilon_t \varepsilon_t') = E[\varepsilon_t \varepsilon_t']$, es la matriz de covarianza no condicional de los errores estandarizados ε_t . \bar{Q} puede estimarse como: $\bar{Q} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \hat{\varepsilon}_t \hat{\varepsilon}_t'$.

a y b , son escalares, $a, b \geq 0$ y $a + b < 1$.

Q_t^* es una matriz diagonal que contiene la raíz cuadrada de los elementos diagonales de Q_t en la diagonal.

$$Q_t^* = \begin{bmatrix} \sqrt{q_{11t}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{q_{22t}} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & & \sqrt{q_{nnt}} \end{bmatrix}$$

La correlación dinámica entre el retorno i y el retorno j puede calcularse como:

$$\rho_{ij,t} = \frac{q_{ij,t}}{\sqrt{q_{ii,t}} \sqrt{q_{jj,t}}}$$

Siguiendo a Diebold y Yilmaz (2012), el pronóstico de la varianza del error se puede descomponer en dos partes, la parte de la varianza generada por choques propios y la parte de la varianza generada por choques externos. La parte de la varianza generada por choques propios se define como el pronóstico h -periodos adelante de la varianza del error en x_i causada por choques en x_i , para $i = 1, 2, \dots, N$. La parte de la varianza generada por choques externos o spillovers, son las fracciones del pronóstico h -periodos adelante de la varianza del error en x_i causada por choques en x_j , para $j = 1, 2, \dots, N$ tal que $i \neq j$.

Se define $\psi_{ij,t}(h)$ como el pronóstico h -periodos adelante de la varianza del error en i generada por choques en j en el momento t . En orden de usar la información disponible en la descomposición de la matriz de varianzas y covarianzas para el cálculo del índice spillover, se normaliza cada una de las entradas de la descomposición de la matriz por la suma-fila de la siguiente forma:

$$\tilde{\psi}_{ij,t}(h) = \frac{\psi_{ij,t}(h)}{\sum_{j=1}^N \psi_{ij,t}(h)}$$

Por construcción, $\sum_{j=1}^N \tilde{\psi}_{ij,t}(h) = 1$ y $\sum_{i,j=1}^N \psi_{ij,t}(h) = N$.

Los siguientes índices son calculados:

Spillover total: mide la contribución de los excesos de volatilidad de todos los activos que hacen parte del sistema sobre el pronóstico total de la varianza del error.

$$S_t(h) = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)} * 100 = \frac{\sum_{i,j=1, i \neq j}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)}{N} * 100$$

Spillover direccional – recepción: mide el exceso de volatilidad recibido por el activo i desde el resto de activos j que componen el sistema:

$$S_{i,t}(h) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)} * 100 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)}{N} * 100$$

Spillover direccional – transmisión: mide el exceso de volatilidad transmitido por el activo i al resto de activos j que componen el sistema:

$$S_{i,t}(h) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\Psi}_{ji,t}(h)}{\sum_{i,j=1}^N \tilde{\Psi}_{ji,t}(h)} * 100 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^N \tilde{\Psi}_{ji,t}(h)}{N} * 100$$

Spillover neto: se calcula como la diferencia entre los índices de transmisión y recepción:

$$S_{i,t}(h) = S_{i,t}(h) - S_{i,t}(h)$$

Spillover par-neto: se calcula como la diferencia entre los choques causados por el activo i al activo j , y los choques causados por el activo j al activo i :

$$S_{ij,t}(h) = \frac{\tilde{\Psi}_{ji,t}(h) - \tilde{\Psi}_{ij,t}(h)}{N} * 100$$

3. Datos

En el mercado accionario colombiano, el sistema transaccional administrado por la Bolsa de Valores de Colombia maneja un esquema de negociación diferenciado de acuerdo a la liquidez misma de las acciones, permitiendo la diferenciación entre instrumentos líquidos e instrumentos no líquidos.

El trabajo aquí presentado centra su atención en instrumentos de alta liquidez, con la selección de aquellos que, además, al momento de realizar este análisis, cuentan con el mayor volumen transaccional. Se cuenta con las series de retornos logarítmicos diarios de las acciones Preferencial Bancolombia (PBCOL), Ecopetrol (ECOP), Interconexión Eléctrica SA (ISA) y Preferencial Aval (PAVAL) para el periodo de 12/05/2011 a 06/05/2020 para un total de 2190 observaciones. La selección de este periodo coincide con el inicio de la negociación del instrumento más joven que hace parte de este análisis que es PAVAL. El grafico 1 muestra las series de retornos para cada uno de los activos. Si bien se observan cambios en la volatilidad de los retornos estos se ven disminuidos por el drástico movimiento que presentan todas las series al final del periodo de muestra y que coincide con la crisis generada por efectos del COVID-19¹. El grafico 2 muestra también evidencia del aumento de la volatilidad durante este periodo. En este caso, se presenta la volatilidad anualizada para cada uno de los activos medida como un 'rolling' de la desviación estándar de los retornos de 5 periodos (Engle, 2004).

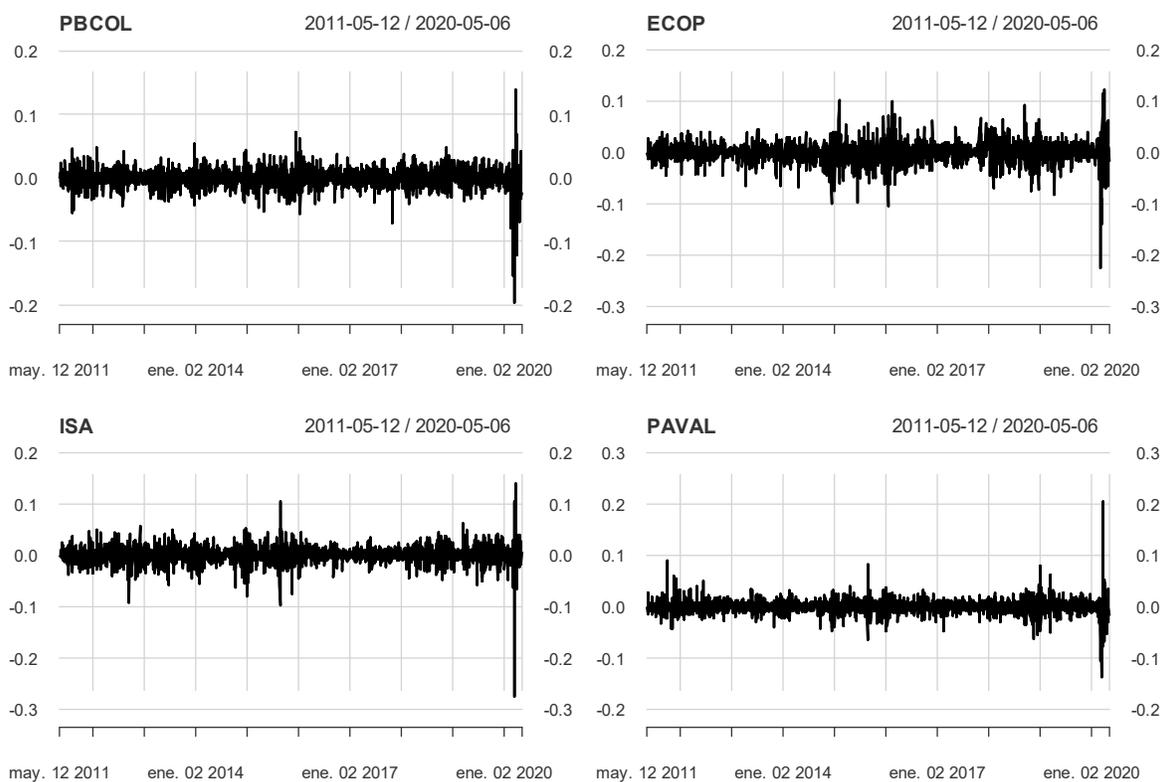


Grafico 1. Serie de retornos para cada uno de los activos

La tabla 1 resume las estadísticas descriptivas para cada una de las series en el periodo de muestra. Media, desviación estándar, asimetría, curtosis, test de normalidad Jarque Bera (JB), test de autocorrelación serial Ljung-Box (LB) y test de raíz unitaria Augmented Dickey-Fuller (ADF).

¹ El Ministerio de Salud confirmó el primer caso de COVID-19 en el país el día 6 de marzo de 2020.

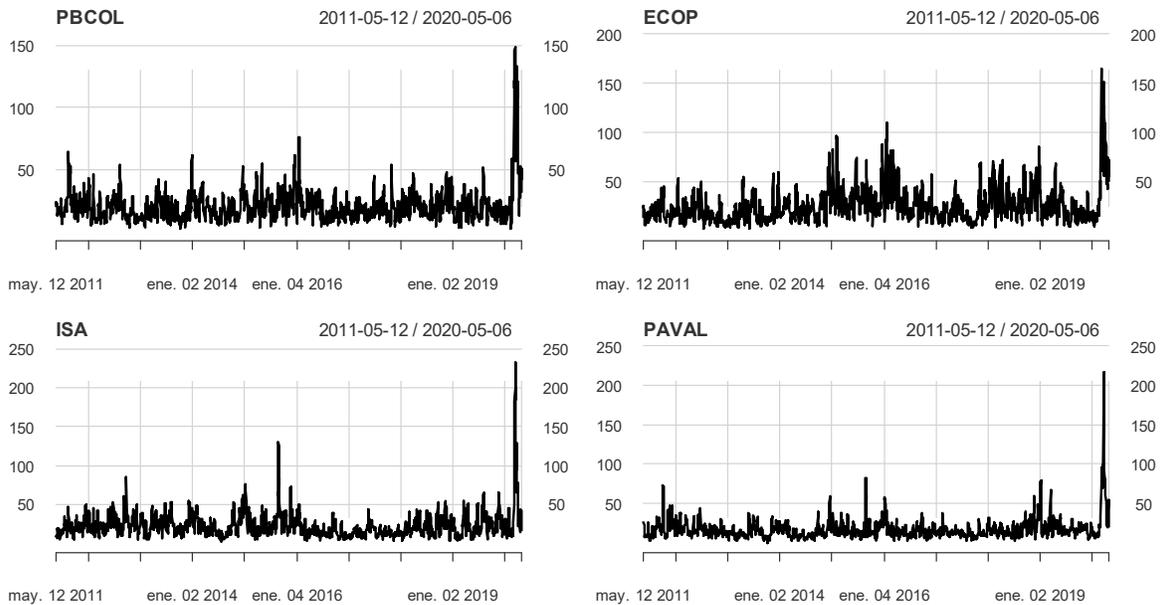


Grafico 2. Volatilidad para cada uno de los activos

Tabla 1: Estadísticas descriptivas

	Media	Desv. Estandar	Asimetría	Curtosis	Test JB	Test LB	Test ADF
retorno (ln)							
PBCOL	-0.00009	0.01608	-1.24118	22.30612	34,574*	1.0413	-12.537*
ECOP	-0.00032	0.02098	-0.78393	14.05035	11,367*	21.6370*	-13.447*
ISA	0.00017	0.01787	-1.57889	32.81499	82,025*	0.3371	-13.588*
PAVAL	-0.00023	0.01499	0.59037	33.69932	86,126*	0.7700	-13.640*

* Resultados estadísticamente significativos a un nivel del 1%.

Como es de esperarse en este tipo de series, se presentan altos valores de curtosis y valores en la media es muy cercanos a cero. El valor del estadístico Jarque Bera indica que para todas las series se rechaza la hipótesis nula de normalidad. El test Ljung-Box no brinda evidencia de la existencia de autocorrelación serial, excepto para ECOP, para la cual se rechaza la hipótesis nula de independencia. Finalmente, los resultados del test ADF dan evidencia de estacionariedad en las series, rechazando la hipótesis nula de raíz unitaria para cada una de estas.

4. Resultados

Los resultados de este análisis se dividen en tres partes. Primero se presenta la especificación y resultados del modelo DCC-GARCH, posteriormente se realiza el análisis de spillovers de volatilidad y finalmente se presentan los resultados asociados al escenario de contagio de volatilidad.

A continuación la especificación del modelo DCC-GARCH². Los resultados de la estimación se presentan en la tabla 2.

Ecuación de media:

$$r_{i,t} = u_i + \epsilon_{i,t}$$

$$\epsilon_{i,t} \sim N(0, H_t)$$

Ecuación DCC:

$$H_t = D_t R_t D_t$$

donde

$$D_t = \text{diag}\{\sqrt{h_{i,t}}\}$$

$$h_{i,t} = \omega_i + \alpha_i \epsilon_{i,t-1}^2 + \beta_i h_{i,t-1}$$

con

$$\omega_i > 0, \quad \alpha_i, \beta_i \geq 0, \quad \alpha_i + \beta_i < 1$$

$$R_t = Q_t^{*-1} Q_t Q_t^{*-1}$$

Donde

$$Q_t = (1 - a - b)\bar{Q} + a\epsilon_{t-1}\epsilon_{t-1}' + bQ_{t-1}$$

con

$$a \text{ y } b \text{ escalares, } a, b \geq 0, \quad a + b < 1$$

$\bar{Q} = \text{cov}(\epsilon_t \epsilon_t') = E[\epsilon_t \epsilon_t']$, es la matriz de covarianza no condicional de los errores estandarizados ϵ_t .

Q_t^* es una matriz diagonal que contiene la raíz cuadrada de los elementos diagonales de Q_t en la diagonal.

Los resultados obtenidos muestran que la mayoría de coeficientes para la ecuación de varianza son estadísticamente significativos, lo que brinda evidencia de una adecuada especificación³. En cuanto a la parte DCC, la suma de los coeficientes a y b son cercanos a 1, indicando que las volatilidades presentan un alto grado de persistencia.

² Se utiliza una distribución normal en la especificación del modelo.

³ Para el diagnóstico se utiliza el test propuesto por Engle (1982) sobre los residuos asociados a cada una de las variables. Los resultados indican la presencia de efectos ARCH.

Test LM:

	χ^2	Lags	p-value
PBCOL	624.79	12	0.00000
ECOP	451.77	12	0.00000
ISA	181.87	12	0.00000
PAVAL	697.05	12	0.00000

Tabla 2: Resultados estimación modelo DCC-GARCH (estadístico t en paréntesis)

	PBCOL	ECOP	ISA	PAVAL
u_i	0.000353 (1.2727)	0.000085 (0.1212)	0.000424 (1.3963)	0.000322 (1.3812)
ω_i	0.000013* (15.1525)	0.000008 (0.1722)	0.000013* (2.6596)	0.000009* (5.9559)
α_i	0.089790* (17.4569)	0.114021 (1.2848)	0.193366* (6.2856)	0.143609* (9.0722)
β_i	0.854177* (63.955)	0.876666* (8.3506)	0.77918* (17.7013)	0.81222* (38.195)
DCC				
a	0.018977** (2.5102)			
b	0.865608* (16.4454)			

Nivel de significancia de los resultados: * 1%, ** 5%

En cuanto al análisis de spillovers de volatilidad, los resultados aquí presentados contemplan un horizonte de 1 día ($h = 1$) para el pronóstico de la varianza del error y una estimación 'rolling' de los índices spillovers con una ventana de tamaño 252 que corresponde al número de días bursátiles en un año, lo que permite calcular un total de 1939 spillovers a lo largo del periodo de muestra. La tabla 3 resume los spillovers de volatilidad para los cuatro activos, donde cada entrada ij corresponde a la contribución estimada en el pronóstico de la varianza del error del activo i , generada por choques en el activo j . ECOP es el principal transmisor de volatilidad, seguido de ISA, PBCOL y PAVAL respectivamente, mientras que el spillover total para el sistema alcanza el 45%.

Tabla 3: Spillovers de volatilidad para los cuatro activos

	PBCOL	ECOP	ISA	PAVAL	Contribución de otros
PBCOL	49.99	19.87	15.40	14.73	50.01
ECOP	12.77	63.98	13.04	10.20	36.02
ISA	12.63	16.64	57.75	12.98	42.25
PAVAL	16.90	18.21	18.16	46.73	53.27
Contribución a otros	42.30	54.72	46.61	37.92	Spillover Total
Contribución incluyendo la propia	92.30	118.70	104.35	84.65	45.39

El grafico 3 muestra la evolución del spillover total a lo largo del periodo de análisis. Esto es, la suma de todas las transmisiones y recepciones de volatilidad para los cuatro activos que componen el sistema. Si bien, durante el periodo 2012-2019 el índice no presenta una tendencia definida llegando a valores máximos del 47%, llama particularmente la atención como después de febrero de 2020 se presenta un incremento importante en el valor del índice alcanzando un valor cercano al 55%, periodo que coincide con la propagación de la pandemia atribuida al COVID-19.

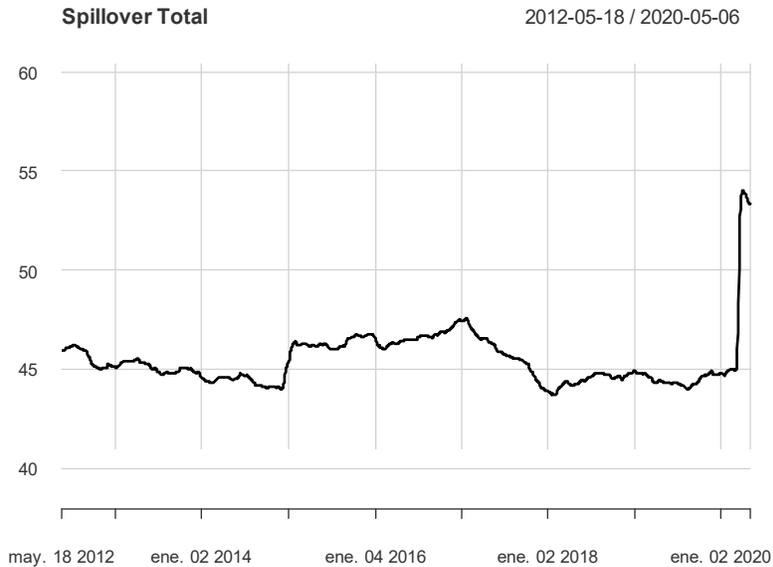


Grafico 3. Spillover total para los cuatro activos que componen el sistema

El grafico 4 muestra el spillover neto de volatilidad, el cual es calculado como la diferencia entre los índices de transmisión y recepción para cada uno de los activos. Valores positivos corresponden a un transmisor neto, mientras que valores negativos a un receptor neto. Aquí sobresalen algunos resultados. Primero, para ECOP y PAVAL no se presentan cambios en su posición neta a lo largo del periodo, siendo el primero siempre transmisor neto y el segundo siempre receptor neto. A diferencia de estos, PBCOL e ISA si presentan cambios en su posición neta, con periodos y magnitudes más amplias para ISA. Segundo, para el periodo de marzo de 2020 hasta el final de la muestra, periodo en el cual se veía un aumento considerable en el nivel del índice total, no se presentan cambios en la posición neta de los activos respecto a los meses inmediatamente anteriores. Finalmente, si consideramos a PBCOL y PAVAL como instrumentos representativos del sector financiero y a ISA y ECOP como instrumentos representativos del sector energético, se podría concluir al sector financiero como receptor de volatilidad y al sector energético como transmisor.

El grafico 5 presenta los spillovers par-netos para las distintas combinaciones de activos. Este índice es la diferencia entre la volatilidad transmitida del activo i al activo j y la volatilidad recibida por el activo i del activo j . Cuando el valor del índice es positivo, el activo i transmite más volatilidad al activo j , y cuando es negativo, el activo j transmite más volatilidad al activo i . Los resultados aquí obtenidos permiten identificar a ECOP como el principal transmisor de volatilidad, y PBCOL y PAVAL como los principales receptores. ISA por su lado resulta ser receptora de volatilidad en su relación con ECOP, y transmisora de volatilidad en su relación con PBCOL y PAVAL. De Nuevo, si sectorizamos los activos entre financiero y energético, se confirma el resultado obtenido en los spillovers netos direccionales; los activos representativos del sector financieros reciben una mayor volatilidad de la que transmiten a los activos representativos del sector energético.

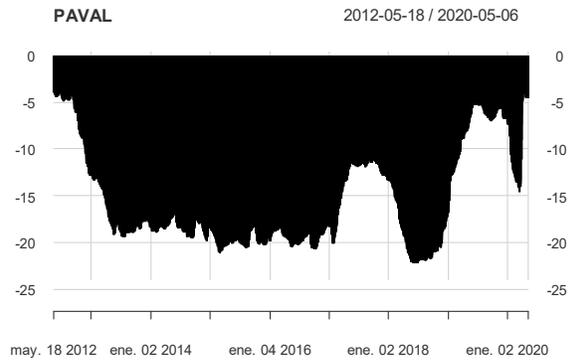
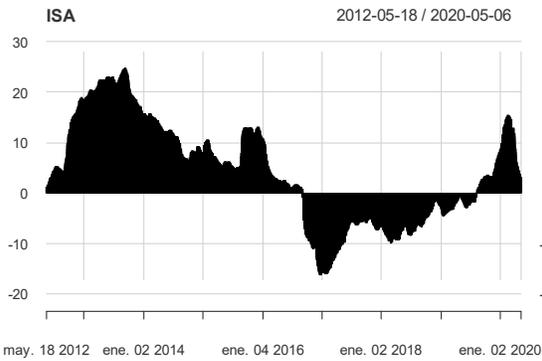
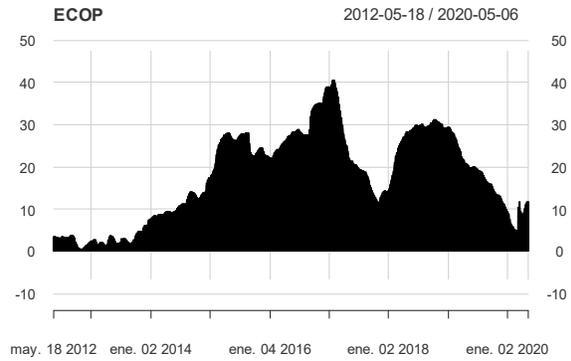
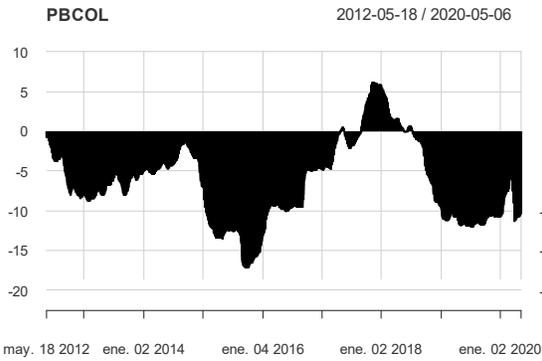


Grafico 4. Spillover neto direccional para cada activo

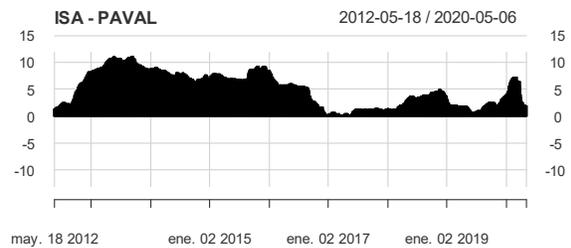
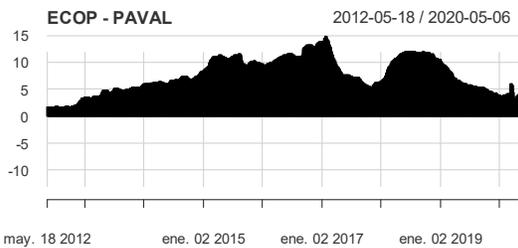
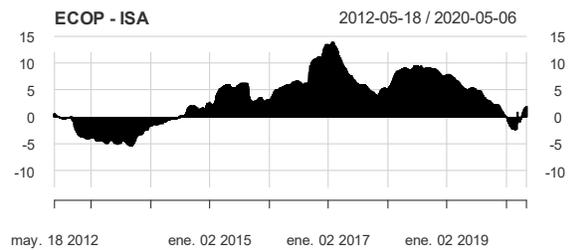
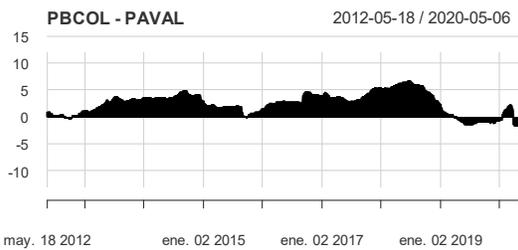
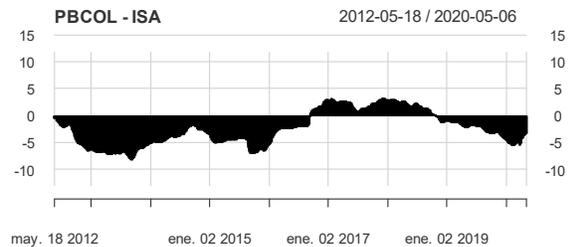
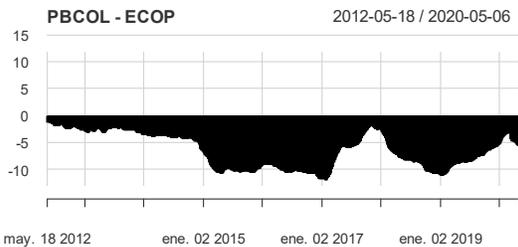


Grafico 5. Spillovers par-neto

Previo al análisis de contagio vale la pena observar el comportamiento de las correlaciones entre los distintos pares de activos. Estas correlaciones son capturadas mediante la implementación del modelo multivariado DCC-GARCH, capaz de modelar directamente la correlación condicional dinámica entre los distintos pares de retornos. Ya que resulta ser relevante para este análisis, es también el momento de definir puntualmente cual será el periodo de crisis a considerar. A fin de tener un periodo de crisis homogéneo para todos los activos, se considera como el inicio de la crisis el día 06 de marzo de 2020, día en el cual el Ministerio de Salud confirmó oficialmente el primer caso positivo de contagio de COVID-19 en el país, y se extiende hasta el final del periodo de muestra, mayo 6 de 2020.

Los gráficos 6a y 6b muestran la evolución de la correlación condicional dinámica en contraste con la volatilidad para los distintos pares de activos, donde sobresale en común un aumento considerable en el nivel de correlación y en la volatilidad asociada a cada uno de los activos durante el periodo de crisis.

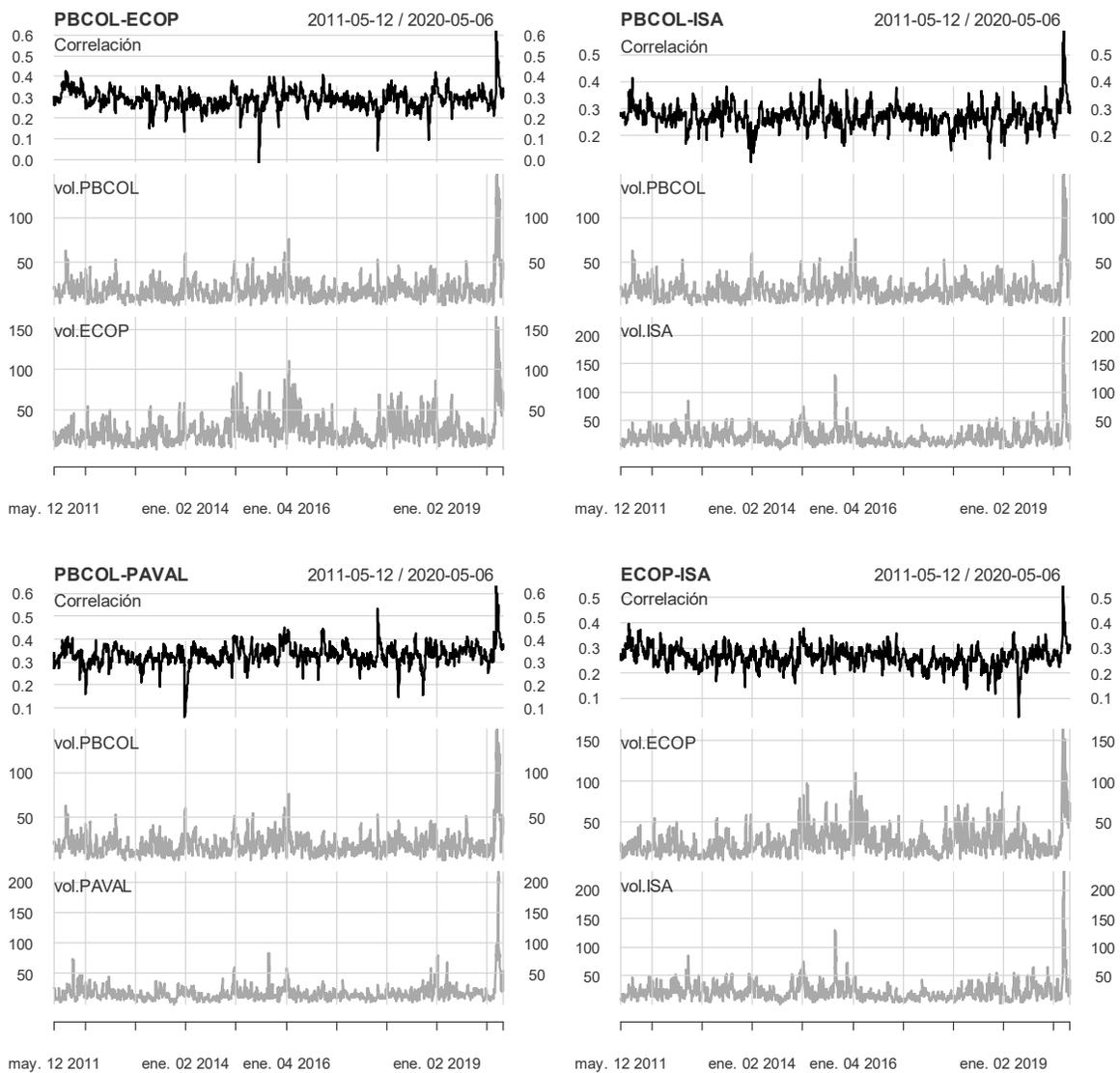


Grafico 6a. Correlación y volatilidad por pares de activos

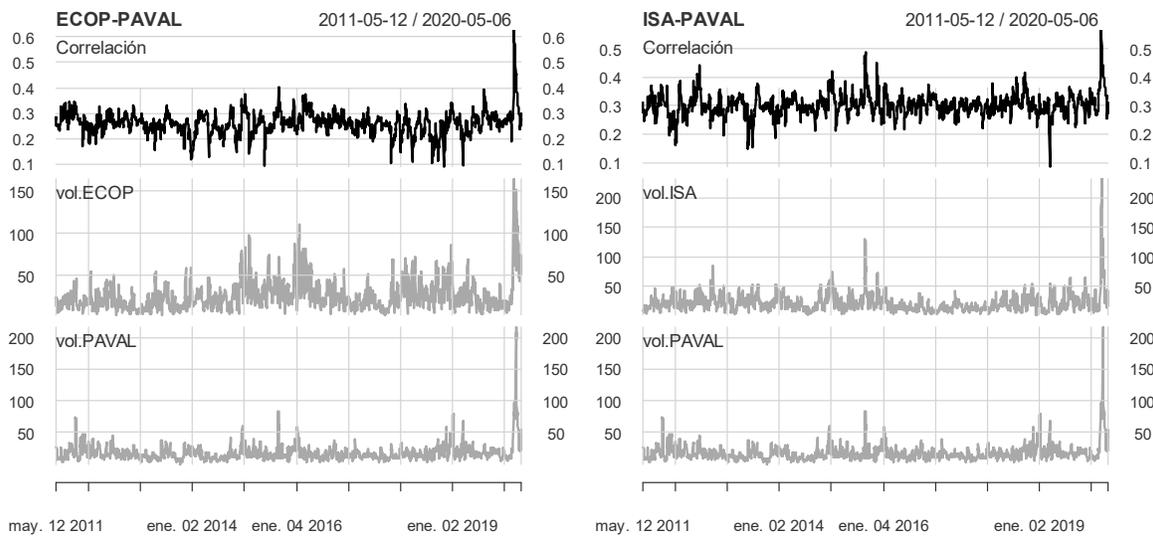


Grafico 6b. Correlación y volatilidad por pares de activos

La tabla 4 resume el coeficiente de correlación de Pearson entre los distintos pares de retornos para el periodo previo a la crisis y periodo de crisis respectivamente. En contraste, es fácil observar como en todos los casos el nivel de correlación entre los distintos pares de retornos durante el periodo de crisis dobla el valor de la correlación durante el periodo previo. El caso más significativo resulta ser el par PBCOL-ISA, cuyo coeficiente de correlación paso de 0.2386 a 0.7248, representando un aumento de 0.4861. Si bien hasta este punto se ha evidenciado un incremento importante en los niveles de correlación, no se tiene evidencia de que estos incrementos sean realmente significativos; esto es posible evaluarlo con el análisis de contagio de volatilidad.

	Periodo previo a la crisis	Periodo de crisis
PBCOL - ECOP	0.301317	0.637090
PBCOL - ISA	0.238698	0.724804
PBCOL - PAVAL	0.323107	0.675133
ECOP - ISA	0.239375	0.572833
ECOP - PAVAL	0.246929	0.642354
ISA - PAVAL	0.304885	0.659189

Tabla 4: Coeficientes de correlación para los distintos pares de retornos. Periodo previo a la crisis: 12/05/2011 – 05/03/2020. Periodo de crisis: 06/03/2020 – 06/05/2020.

Siguiendo a Bejarano-Bejarano, Gomez-Gonzalez, Melo-Velandia y Torres-Gorron (2015) se evalúa a continuación si para el periodo de crisis indicado se presenta un escenario de contagio de volatilidad entre los activos objeto de análisis. Este ejercicio permite identificar si se presentan incrementos significativos en los niveles de correlación precisamente durante este periodo. Para tal fin, se propone estimar dos regresiones; en una primera se regresan las correlaciones entre el activo i y el activo j ($\rho_{ij,t}$) contra un término constante (ω_{ij}) y una variable dummy (DM_t), la cual toma el valor de uno durante el periodo de crisis (marzo 6, 2020 – mayo 6, 2020) y cero en el resto de

periodos. En la segunda se regresan las volatilidades de cada uno de los actos ($v_{i,t}$) contra un término constante (ω_i) y la misma variable dummy ya definida (DM_t). Las ecuaciones son:

$$\rho_{ij,t} = \omega_{ij} + \alpha_{ij}DM_t + \varepsilon_{ij,t}$$

$$v_{i,t} = \omega_i + \alpha_i DM_t + \varepsilon_{i,t}$$

Se considerará como escenario de contagio de volatilidad, si la variable dummy para cada una de las dos ecuaciones resulta ser estadísticamente distinta de cero a niveles convencionales de significancia. Los resultados de las regresiones se presentan en la tabla 5.

Tabla 5. Resultados de la estimación (estadístico t en paréntesis)

Correlación Dinámica						
	PBCOL - ECOP	PBCOL - ISA	PBCOL - PAVAL	ECOP - ISA	ECOP - PAVAL	ISA - PAVAL
ω_{ij}	0.2888668* (300.14)	0.2697136* (316.79)	0.329802* (360.48)	0.2625791* (313.74)	0.2569772* (279.56)	0.3011441* (357.57)
α_{ij}	0.1104184* (15.31)	0.126837* (19.88)	0.1184844* (17.28)	0.0938468* (14.96)	0.1266492* (18.39)	0.0893714* (14.16)
Volatilidad						
	PBCOL	ECOP	ISA	PAVAL		
ω_i	19.7672* (80.58)	25.2949* (73.07)	22.0756* (66.55)	17.2129* (63.93)		
α_i	60.1892* (32.77)	66.5527* (25.68)	50.4015* (20.3)	60.116* (29.82)		

* Resultados estadísticamente significativos a un nivel del 1%

Los resultados muestran que, tanto para la correlación dinámica como para la volatilidad, todos los coeficientes asociados a la variable dummy son positivos y estadísticamente significativos al 1%, indicando que el aumento en los niveles de correlación entre los retornos de los activos para el periodo de crisis, de hecho, son significativos, dando así evidencia de contagio de volatilidad entre los activos que hacen parte de este análisis.

5. Conclusiones

En este estudio, de la mano de un modelo multivariado de correlación condicional dinámica DCC-GARCH, se abordan principalmente dos cosas. Primero, se construyen índices spillovers de volatilidad y segundo se evalúa un escenario de contagio de volatilidad sobre el periodo de crisis relacionado a la pandemia por COVID-19; todo esto, para las cuatro principales y más líquidas acciones del mercado accionario colombiano.

En cuanto a los spillovers de volatilidad, siguiendo a Gamba-Santamaria, Gomez-Gonzalez, Hurtado-Guarin y Melo-Velandia (2019), la estimación de los índices se da directamente sobre las series de retornos utilizando las varianzas y covarianzas dinámicas resultado de la estimación del modelo DCC-GARCH. Se obtienen varios resultados importantes. Primero, el spillover total para todo el periodo de muestra es de 45.39%, al dividir el periodo de muestra entre el periodo previo a la crisis (mayo 12, 2011 – marzo 5, 2020) y el periodo de crisis (marzo 6, 2020 – mayo 6, 2020), el valor del spillover total alcanza el 45.01% y 53% respectivamente, mostrando un incremento considerable para el periodo de crisis. Los resultados indican también a ECOP como el principal trasmisor de volatilidad y a PAVAL como el principal receptor; si bien PBCOL e ISA presentan fluctuaciones en su posición neta, a juzgar por los periodos y magnitudes de estos cambios, puede definirse a PBCOL como receptor y a ISA como transmisor. Si sectorizamos estos activos con ECOP e ISA como instrumentos representativos del sector energético y PBCOL y PAVAL como instrumentos representativos del sector financiero, es posible concluir que el sector energético transmite una mayor volatilidad de la que recibe del sector financiero. Teniendo a ECOP como el principal transmisor de volatilidad, vale la pena resaltar como el mercado de hidrocarburos se ha visto también seriamente afectado a lo largo de esta crisis. La caída en la demanda sumado a los altos niveles de producción⁴, ha generado un desplome en el nivel de precios. En el caso del petróleo Brent, referencia para Colombia, el precio por barril paso de USD 49,99 en marzo 5 de 2020 a USD 29,72 en mayo 6 del mismo año, esto significa una caída en el precio del 41% solo durante este periodo, y una reducción del 58% durante el último año⁵.

Finalmente, se evalúa si para el periodo de crisis se presenta un escenario de contagio de volatilidad entre los activos objeto de análisis. Inicialmente el análisis de correlaciones entre los retornos de los distintos pares de activos, permite identificar en común un incremento considerable en los niveles de correlación durante el periodo de crisis. Siguiendo a Bejarano-Bejarano, Gomez-Gonzalez, Melo-Velandia y Torres-Gorron (2015), se evalúa mediante un modelo de regresión lineal tanto para las correlaciones como para las volatilidades, si dicho incremento en los niveles de correlación es estadísticamente significativo. Los resultados confirman la significancia del aumento de las correlaciones en el periodo de crisis, lo que permite concluir bajo la definición de contagio dada por Forbes y Rigobon (2002), que efectivamente se presenta un episodio de contagio de volatilidad entre los activos que hacen parte de este análisis durante el periodo de crisis atribuido a la pandemia del COVID-19.

⁴ Según datos de US Energy Information Administration, la producción de petróleo para los Estados Unidos a marzo de 2020, tuvo un incremento de 7% y 21% respecto al mismo mes de 2019 y 2018 respectivamente.

⁵ Datos tomados de Nasdaq. BZ:NMX. Brent Last Day Financial Futures.

Referencias:

- Bejarano-Bejarano, L., Gomez-Gonzalez, J., Melo-Velandia, L., Torres-Gorron, J. (2015). Financial Contagion in Latin America. Borradores de Economía 884, Banco de la Republica de Colombia.
- Diebold FX, Yilmaz K (2009) Measuring financial asset return and volatility spillovers, with application to global equity markets. *Econ J* 119(534):158–171
- Diebold FX, Yilmaz K (2012) Better to give than to receive: predictive directional measurement of volatility spillovers. *Int J Forecast* 28(1):57–66
- Engle, R. (2002). Dynamic conditional correlation: A simple class of multivariate generalized autoregressive conditional heteroskedasticity models. *Journal of Business & Economic Statistics*, 20(3), 339-350.
- Engle, R. (1982) Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation. *Econometrica*, 50(4), pp. 987-1008.
- Engle, R. (2004) Risk and Volatility: Econometric Models and Financial Practice. *The American Economic Review*, vol. 94, No. 3, pp. 405-420
- Forbes, K. J. Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: Measuring stock market comovements. *Journal of Finance*, 57(5):2223–2261
- Gamba-Santamaria, S., Gomez-Gonzalez, J.E., Hurtado-Guarin, J. (2019). Volatility spillovers among global stock markets: measuring total and directional effects. *Empir Econ* 56, 1581–1599.
- Markowitz, H. (1952). Portfolio Selection. *Journal of Finance*, 7(1), pp.77-91
- Shu H., Chang J. (2019) Spillovers of volatility index: evidence from U.S., European, and Asian stock markets, *Applied Economics*, 51:19, 2070-2083